

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**METODOLOGIA PARA SELEÇÃO DE MÉTODOS DE
PREVISÃO DE DEMANDA**

Fernando de Oliveira Lemos

Porto Alegre, janeiro de 2006.

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**METODOLOGIA PARA SELEÇÃO DE MÉTODOS DE PREVISÃO DE
DEMANDA**

Fernando de Oliveira Lemos

Orientador: Flávio Sanson Fogliatto, Ph.D.

Banca Examinadora:

**Guilherme Luis Roeh Vaccaro, Dr.
Prof. Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção e Sistemas / UNISINOS**

**José Luís Duarte Ribeiro, Dr.
Prof. Depto. Engenharia da Produção / UFRGS**

**Liane Werner, Dr.
Prof. Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção / UFRGS**

**Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de
Produção como requisito parcial à obtenção do título de
MESTRE EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

Área de concentração: Gerência da Produção e Ergonomia

Porto Alegre, janeiro de 2006.

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora designada pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção.

Prof. Flávio Sanson Fogliatto, Ph.D.

PPGEP / UFRGS

Orientador

Prof. Luis Antônio Lindau, Ph.D.

Coordenador PPGEP/UFRGS

Banca Examinadora:

Guilherme Luis Roeh Vaccaro, Dr.

Prof. Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção e Sistemas /
UNISINOS

José Luís Duarte Ribeiro, Dr.

Prof. Depto. de Engenharia de Produção e Transportes / UFRGS

Liane Werner, Dra.

Prof. Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção / UFRGS

*Aos meus pais Valdir e Zilda e
ao meu irmão Eduardo, pelo apoio
e amor incondicional.*

AGRADECIMENTOS

Meus sinceros agradecimentos a todos aqueles que contribuíram para a realização desta dissertação. Em especial ao professor Flávio Sanson Fogliatto, pela orientação, incentivo e paciência.

À professora Liane Werner, pelas discussões sobre o tema abordado.

A todos os professores do Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Ao amigo Alex Rocha Manna, que viabilizou a aplicação *on-line* da pesquisa apresentada nesta dissertação. Aos amigos de trabalho: Antônio Sérgio Galindo Falcão, Gilberto Tavares, Michel José Anzanello e Tiago Pascoal Filomena.

As empresas que viabilizaram os estudos de caso apresentados, em especial ao Clóvis Dantas, ao João Carlos Marconcin, ao José Rogério Bianchi e ao Paulo Roberto dos Santos, por disponibilizarem informações e conhecimento sobre os setores eletroeletrônico e de energia elétrica.

E a Deus por me guiar na realização de mais um objetivo profissional e pessoal.

*“Fazer da interrupção um caminho novo,
fazer da queda, um passo de dança,
do medo, uma escada,
do sonho, uma ponte,
da procura, um encontro.”*

Fernando Pessoa

RESUMO

A formulação de planejamentos e o direcionamento estratégico das empresas dependem da identificação e a previsão correta das mudanças emergentes no ambiente de negócios, o que torna a previsão de demanda um elemento chave na tomada de decisão gerencial. Um dos maiores problemas associados com o uso de previsões de demanda no apoio à tomada de decisões é a escolha do método de previsão a ser implementado. Organizações com necessidades e características distintas em relação aos seus produtos e serviços atuam em diferentes cenários de mercado. Diferentes cenários necessitam de diferentes métodos de previsão, de forma a refletir mudanças na estrutura do mercado (como entrada de novos produtos, novos competidores e/ou mudanças no comportamento dos consumidores). Assim, uma metodologia que direcione diferentes métodos de previsão de demanda para as situações em que são mais eficientes pode auxiliar o processo preditivo e de tomada de decisões das organizações, minimizando erros de planejamentos estratégico, tático e operacional. Esta dissertação apresenta uma metodologia de seleção de métodos de previsão de demanda mais apropriados para diferentes situações. Métodos de integração de métodos qualitativos e quantitativos de previsão melhoram a acurácia nos processo preditivos e também são abordados na metodologia de seleção de métodos de previsão. A metodologia proposta é ilustrada através de dois estudos de caso. No primeiro estudo investigou-se o caso de um produto com demanda regular. No segundo estudo, detalhou-se o processo de previsão para um cenário de lançamento de um novo produto.

Palavras-chave: Previsão de Demanda; Métodos de Previsão; Seleção de Métodos.

ABSTRACT

Strategic and operational planning of companies depend on the correct identification and forecast of outcoming changes in the business environment; demand forecast thus plays a key role in management decision making. One of the biggest problems associated with the use of demand forecast is the choice of the forecast method to be implemented. Organizations with different needs and characteristics regarding their products and services act in different market areas, using different forecasting methods, aiming at best reflecting changes in the market structure (such as launching new products, new competitors and/or changes in consumers behavior). Therefore, mapping the efficiency of different forecasting methods applied in different situations may help in the decision making process of organizations, minimizing risks in strategic, tactic and operational planning. This thesis presents a methodology for selecting methods of demand forecast best appropriate to different situations. It proposes also the joint use of qualitative and quantitative methods of forecast, in order to have a better accuracy in the forecasting process. The proposed methodology is tested in two study cases. In the first one, we investigated a product already consolidated in the market, presenting a regular demand. In the second one, a forecast process was detailed for the launch of a new product.

Keywords: Demand Forecasting; Methods of Demand Forecasting; Choice of Methods.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	12
LISTA DE TABELAS	14
1 INTRODUÇÃO	16
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	16
1.2 JUSTIFICATIVA DO TEMA.....	20
1.3 OBJETIVOS.....	21
1.3.1 Objetivo Principal e Secundários.....	21
1.4 METODOLOGIA	21
1.4.1 Método de Pesquisa	21
1.4.2 Método de Trabalho.....	22
1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	23
1.6 DELIMITAÇÕES	23
2 REFERENCIAL TEÓRICO	25
2.1 INTRODUÇÃO	25
2.2 MÉTODOS QUALITATIVOS	30
2.2.1 Jogo de Representação (<i>Role Playing</i>)	32
2.2.2 Pesquisa de Intenções	34
2.2.3 Método Delphi	36
2.3 MÉTODOS QUANTITATIVOS	39
2.3.1 Extrapolação	41
2.3.2 Análise de Regressão	55

2.4	MEDIDAS DE ACURÁCIA	58
2.5	INTEGRAÇÃO DE MÉTODOS QUALITATIVOS E QUANTITATIVOS.....	60
2.5.1	Ajuste Subjetivo.....	63
2.5.2	Decomposição de séries temporais	64
2.5.3	Combinação de Previsões	67
2.5.4	Desenvolvimento de Modelos de Previsão	71
2.6	SELEÇÃO DE MÉTODOS DE PREVISÃO	76
2.6.1	Análise das dinâmicas e componentes do sistema de previsão	77
2.6.2	Análise do ciclo de vida do item a ser previsto	79
2.6.3	Metodologias de seleção de métodos de previsão	81
3	METODOLOGIA PROPOSTA	85
3.1	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA.....	87
3.2	OBTENÇÃO DE DADOS	87
3.2.1	Discriminação dos níveis industriais de previsão	88
3.2.2	Definição dos fatores temporais	88
3.2.3	Priorização dos itens a serem previstos	90
3.2.4	Análise do ciclo de vida do item a ser previsto	91
3.2.5	Definição dos dados de entrada e saída	92
3.2.6	Coleta e preparação de dados.....	94
3.3	ESCOLHA DO MÉTODO DE PREVISÃO.....	96
3.3.1	Análise de fatores de seleção de métodos de previsão	97
3.3.2	Integração de Métodos Qualitativos e Quantitativos.....	99
3.4	SELEÇÃO DO PACOTE COMPUTACIONAL.....	100
3.5	IMPLEMENTAÇÃO DO(S) MÉTODO(S).....	102
3.5.1	Implementação de Métodos Qualitativos	103
3.5.2	Implementação de Métodos Quantitativos	103
3.6	VALIDAÇÃO DO(S) MÉTODO(S) DE PREVISÃO.....	104
4	ESTUDO DE CASO.....	106
4.1	PREVISÃO DE PRODUTOS CONSOLIDADOS NO MERCADO	106
4.1.1	Definição do Problema	106
4.1.2	Obtenção de Informações	107
4.1.3	Escolha do Método de Previsão.....	111
4.1.4	Seleção do Pacote Computacional.....	114
4.1.5	Implementação do(s) Métodos(s)	114

4.1.6	Validação do(s) método(s) de previsão	120
4.2	PREVISÃO DE PRODUTOS NOVOS NO MERCADO	123
4.2.1	Definição do Problema	123
4.2.2	Obtenção de Informações	124
4.2.3	Escolha do Método de Previsão.....	128
4.2.4	Seleção do Pacote Computacional.....	130
4.2.5	Implementação do(s) Método(s).....	131
4.2.6	Validação do(s) Método(s) de Previsão.....	138
5	CONCLUSÃO	140
	REFERÊNCIAS	143
	APÊNDICE A.....	153
	APÊNDICE B.....	157
	APÊNDICE C.....	160
	APÊNDICE D.....	161
	APÊNDICE E.....	162
	APÊNDICE F.....	163
	APÊNDICE G.....	171
	APÊNDICE H.....	180

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Padrões de demanda regular e irregular.....	27
Figura 2: Tendências comuns em métodos qualitativos.....	31
Figura 3: Seqüência de execução de uma pesquisa Delphi.....	38
Figura 4: Seqüência de execução do método de Box-Jenkins.....	49
Figura 5: Ajuste subjetivo de previsões.....	63
Figura 6: Decomposição de séries temporais.....	66
Figura 7: Combinação de métodos quantitativos e qualitativos.....	69
Figura 8: Desenvolvimento de um modelo de previsão que integra métodos quantitativos e qualitativos.....	71
Figura 9: Integração entre métodos de previsão.....	72
Figura 10: Modelo geral para um sistema de previsão.....	78
Figura 11: Árvore de seleção de métodos de previsão.....	82
Figura 12: Metodologia proposta para seleção de métodos de previsão de demanda.....	86
Figura 13: Fluxograma para a escolha de métodos de previsão.....	98
Figura 14: Pacotes computacionais para previsão de demanda.....	101
Figura 15: Séries temporais originais e ajustadas dos produtos 10K, 18K e 30K	110
Figura 16: Métodos de previsão selecionados no primeiro estudo de caso.....	112

Figura 17: Modelagem para as séries temporais do produto 10K.....	116
Figura 18: Modelagem para as séries temporais do produto 18k.....	117
Figura 19: Modelagem para as séries temporais do produto 30K.....	119
Figura 20: Vantagens dos medidores eletrônicosem relação aos medidores eletromecânicos	126
Figura 21: Série temporal dos medidores eletromecânicos polifásicos.....	128
Figura 22: Métodos de previsão selecionados no segundo estudo de caso.....	129
Figura 23: Modelagens para as séries temporais do medidor eletromecânico polifásico.....	135

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Medidas de acurácia.....	59
Tabela 2: Estimativas de perdas mensas de participação de mercado dos produtos 10K, 18K e 30K.....	108
Tabela 3: Previsões de demanda mensal dos especialistas para os produtos 10K, 18K e 30K	109
Tabela 4: Perdas mensais médias de demanda para os produtos 10K, 18K e 30K (estimadas pelos especialistas e observadas durante o racionamento de energia).....	113
Tabela 5: Dados dos modelos selecionados para o produto 10K.....	116
Tabela 6: Demandas mensais previstas (em unidades de produto), limites inferior e limites superior (nível de confiança = 95%) para o produto 10K.....	116
Tabela 7: Dados dos modelos selecionados para o produto 18K.....	117
Tabela 8: Demandas mensais previstas (em unidades de produto), limites inferior e limites superior (nível de confiança = 95%) para o produto 18K.....	118
Tabela 9: Dados dos modelos selecionados para o produto 30K.....	119
Tabela 10: Demandas mensais previstas (em unidades de produto), limites inferior e limites superior (nível de confiança = 95%) para o produto 30K.....	119
Tabela 11: Demandas pontuais previstas (em unidades de produto/mês) após ajuste subjetivo das previsões individuais para os produtos 10K, 18K e 30K.....	120

Tabela 12: Acurácia das demandas pontuais previstas sem ajuste subjetivo das previsões para os produtos 10K, 18K e 30K.....	121
Tabela 13: Acurácia das demandas pontuais previstas com ajuste subjetivo das estimativas de perdas de participação no mercado para os produtos 10K, 18K e 30K.....	122
Tabela 14: Acurácia das demandas pontuais previstas pelos especialistas da empresa e pelos métodos mais adequados para os produtos 10K, 18K e 30K.....	122
Tabela 15: Taxas estimadas de substituição dos medidores eletromecânicos pelos eletrônicos na primeira rodada do Delphi.....	133
Tabela 16: Taxas estimadas de substituição dos medidores eletromecânicos pelos eletrônicos na segunda rodada do Delphi.....	134
Tabela 17: MAPE para o método de Média Móvel com diferentes períodos.....	135
Tabela 18: Dados dos modelos selecionados para o medidor eletromecânico polifásico.....	136
Tabela 19: Demandas previstas (em unidades de produto), limites inferior e limites superior (nível de confiança = 95%) para o medidor eletromecânico polifásico.....	137
Tabela 20: Previsões de demandas pontuais finais em unidades de medidores eletrônicos (cenários <i>atual</i> e <i> muito pouco favorável</i>).....	137
Tabela 21: Acurácia das previsões de demanda dos medidores eletrônicos (cenário <i>atual</i>)..	138
Tabela 22: Acurácia das previsões de demanda dos medidores eletrônicos (cenário <i> muito pouco favorável</i>).....	138
Tabela 23: Acurácia das demandas pontuais previstas pelos especialistas da empresa e pelo método selecionado para os medidores eletrônicos.....	139

CAPÍTULO 1

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

As organizações confrontam-se continuamente com questões críticas para sua competitividade futura e crescimento organizacional. Dentro do ambiente dinâmico que envolve as organizações, as decisões gerenciais desempenham um papel importante, influenciando a competitividade e resultados. Por isso necessitam de orientação quanto a direcionamentos futuros de fatores e/ou variáveis que influenciam planejamentos de diferentes horizontes de tempo (curto, médio e longo prazo). Uma orientação correta aumentará as chances de sucesso das organizações, evitará perigos futuros, ajudará na manutenção de vantagens competitivas, influenciará as organizações em escolhas e investimentos corretos, e favorecerá o aproveitamento de oportunidades vindouras (GEORGOFF; MURDICK, 1986; MAKRIDAKIS, 1996).

Os planejamentos de curto, médio e em especial de longo prazo são de difícil elaboração, devido a incertezas nos setores econômico, sócio-político e tecnológico. Por exemplo, as flutuações nos mercados de capital, suprimentos, mão-de-obra e vendas ajudam na concepção de um ambiente instável e competitivo. Neste atual ambiente dinâmico, a grande preocupação das empresas é com o que pode acontecer e como atuar sobre estes eventos preventivamente, ou como adaptar suas estratégias às mudanças previstas (KOTLER, 1991; MOON *et al.*, 1998).

Montgomery, Johnson e Gardiner (1990) e Makridakis (1996) afirmam que, para obter sucesso na formulação de planejamentos e no direcionamento estratégico das empresas, são necessárias a identificação e a previsão correta das mudanças emergentes no ambiente de negócios, o que torna a previsão de demanda um elemento chave na tomada de decisão gerencial. As empresas podem melhorar sua eficiência se elas puderem antecipar problemas e desenvolver planos para responder a estes problemas (ARMSTRONG, 1983).

Com o intuito de antecipar estados futuros de fatores e/ou variáveis que influenciam o planejamento estratégico e sobre os quais não se tem controle imediato, métodos de previsão de demanda têm sido desenvolvidos (ARMSTRONG, 1988).

Segundo Kotler (1991), a demanda de um produto é “o volume total que seria comprado por um grupo definido de consumidores em uma área geográfica definida, em um período de tempo definido, em um ambiente de mercado definido e mediante um programa definido de marketing”. Previsão de demanda é uma estimativa do que pode ser a demanda futura sobre certas condições conjecturais (MOON *et al.*, 1998).

As previsões de demanda servem como um guia para a política de decisões de médio e longo prazo; também são úteis no monitoramento do desempenho de sistemas através de previsões freqüentes de curto prazo. A combinação de previsões de médio ou longo prazo com previsões de curto prazo ajuda a identificar pontos de decisão críticos onde intervenções são necessárias, pois permite identificar se o sistema está indo na direção que foi prevista (LINDBERG; ZACKRISSON, 1991).

Previsões de demanda afetam e são aplicadas a uma variedade de áreas funcionais de uma organização, como, por exemplo, finanças e contabilidade, engenharia e pesquisa, produção, distribuição e logística, recursos humanos, marketing e vendas (MONTGOMERY; JOHNSON; GARDINER, 1990; MURDICK; GEORGOFF, 1993; ALTABET, 1998; MOON *et al.*, 1998; DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001; KAHN, 2002).

A previsão de demanda é freqüentemente confundida com o planejamento estratégico dentro das organizações (ARMSTRONG, 2001a). Um importante ponto nesta questão é a distinção entre eventos externos não controláveis (decorrentes da economia nacional, governos, consumidores, e concorrentes) e eventos internos controláveis (como decisões de marketing e produção). As previsões se aplicam diretamente aos primeiros, enquanto tomadas de decisões aplicam-se aos últimos, sendo que o planejamento faz a ligação que integra ambos (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). O planejamento gera objetivos e

estratégias, os quais gerarão ações. As ações conduzem a resultados que deverão ser registrados e documentados no sistema de informações da organização, alimentando o sistema de planejamento e os métodos de previsão de demanda (ARMSTRONG, 1983).

Para a aplicação dos métodos de previsão de demanda é necessária a informação sobre as estratégias propostas pela empresa. Definido um plano de ação, a previsão gerará estimativas dos resultados do plano de ação, oferecendo informações para uma tomada de decisão sobre a realização da ação ou não. Previsões de demanda estimam o que irá acontecer se a empresa tentar implementar determinada estratégia em um cenário específico. As previsões também determinam a probabilidade de ocorrência de determinado cenário (ARMSTRONG, 1983).

Segundo Lindberg e Zackrisson (1991), os quatro maiores problemas associados com o uso de previsões no apoio à tomada de decisões são: (i) a incerteza sobre o futuro, a qual está conectada ao grau de precisão da previsão; (ii) a escolha do método aplicado para gerar a previsão; (iii) a qualidade e confiabilidade do conjunto de dados de entrada do método; e (iv) a interpretação correta da previsão, ou seja, a maneira como serão utilizadas as previsões na tomada de decisão. O papel da previsão de demanda é apontar e avaliar incertezas e riscos. Deve-se sempre ter em mente que a incerteza não pode ser eliminada, e conseqüentemente, o futuro pode sempre mudar e ser diferente do previsto (MAKRIDAKIS, 1988).

Diferentes tipos de negócios necessitam de diferentes métodos de previsão. As previsões de demanda diferenciam-se quanto à metodologia utilizada na previsão de produtos e serviços conforme o tipo de mercado em que a empresa está inserida (KAHN; MENTZER, 1995) e a necessidade de previsões que cubram diferentes horizontes de tempo (ZHOU, 1999). Segundo Altabet (1998), os métodos podem mudar de um produto (ou serviço) para outro, de forma a refletir mudanças na estrutura do mercado (como entrada de novos produtos, novos competidores e/ou mudanças no comportamento dos consumidores).

Os métodos que geram as previsões de demanda podem se classificados de uma maneira geral em métodos quantitativos e qualitativos (MONTGOMERY; JOHNSON; GARDINER, 1990). Métodos quantitativos são baseados na caracterização da estrutura de séries temporais históricas e na previsão de eventos futuros baseada naquela estrutura (SPEDDING; CHAN, 2000). Métodos qualitativos envolvem estimações subjetivas através da opinião de especialistas ou consumidores. Apesar dos métodos qualitativos compreenderem

técnicas estruturadas, como, por exemplo, Pesquisas de Intenções e Delphi, o processo para obter a previsão é subjetivo (MONTGOMERY; JOHNSON; GARDINER, 1990).

A facilidade de utilização tem sido o critério mais importante na escolha de um método de previsão dentro das organizações, e a acurácia da previsão resultante tem sido o critério para continuar a usá-lo (SANDERS; MANRODT, 1994). Outros estudos apontam a acurácia como o critério mais importante na utilização de determinado método (CARBONE; ARMSTRONG, 1982; KAHN; MENTZER, 1995). Entretanto, a importância relativa de vários outros critérios alternativos (facilidade de interpretação, facilidade de implementação, custo, velocidade de obtenção da previsão, horizonte de tempo e credibilidade do método, entre outros) depende da situação de aplicação (YOKUM; ARMSTRONG, 1995; ARMSTRONG, 2001b).

Estudos mostram que métodos qualitativos são procedimentos dominantes na prática (SANDERS; MANRODT, 1994). Os proponentes desses métodos argumentam que o conhecimento de especialistas é vital para a tomada de decisão (ANDERSON, 1995). Na maioria das organizações, as previsões são totalmente baseadas em técnicas qualitativas ou ajustes subjetivos são aplicados às previsões obtidas com métodos quantitativos (GOODWIN, 2002).

Métodos qualitativos têm a vantagem de serem flexíveis e menos vulneráveis a mudanças estruturais dentro de um sistema ou à influência potencial de novos fatores externos ao sistema (LINDBERG; ZACKRISSON, 1991). Embora métodos qualitativos sejam muito usados em previsões, há um número de desvantagens quando comparados com métodos quantitativos. Métodos qualitativos são adaptáveis, mas podem ser inconsistentes e tendenciosos. Métodos quantitativos são rígidos, mas consistentes, e podem trabalhar com um grande volume de dados. Estes métodos não conseguem lidar com mudanças dinâmicas e estruturais dos dados das séries temporais, e também falham na caracterização de problemas com dados históricos limitados (SPEDDING; CHANN, 2000).

Uma alternativa para a obtenção de previsões mais acuradas é a integração de métodos quantitativos e qualitativos (WEST, 1994; GOODWIN, 2002), sintetizando os benefícios da precisão mecânica objetiva dos métodos matemáticos e habilidades interpretativas dos especialistas (WEBBY; O'CONNOR, 1996).

1.2 JUSTIFICATIVA DO TEMA

O tema desta dissertação é a Previsão de Demanda através de Métodos Qualitativos e Quantitativos. A ênfase é na seleção de métodos apropriados para diversas situações e na integração de métodos qualitativos e quantitativos. Abordam-se métodos de previsão para situações onde há demanda regular e demanda irregular de produtos.

Lindberg e Zackrisson (1991) afirmam que um dos maiores problemas associados com o uso de previsões no apoio à tomada de decisões é a escolha do método aplicado para gerar a previsão. Segundo Armstrong (2001b), pesquisas que contribuem para o desenvolvimento e refinamento de guias para seleção de métodos de previsão são sempre úteis.

Usar as ferramentas de previsão sabiamente requer conhecimento sobre onde cada tipo de ferramenta trabalha de forma eficiente (MOON *et al.*, 1998). Um dos problemas principais com que os métodos de previsão deparam-se é que, enquanto há muitos métodos para escolher, há pouca indicação sobre quais são mais eficientes em cada situação (LYNN; SCHNAARS; SKOV, 1999). Segundo Kahn (2002), o uso impróprio de métodos de previsão sugere a falta de conhecimento acerca da previsão e, de modo correspondente, indica a necessidade de direcionadores sobre quando usar determinado método de previsão.

Identificando qual método se ajusta melhor a uma dada situação, pode-se obter previsões mais precisas. Assim, várias operações funcionais podem ser planejadas, como, por exemplo, a compra de matérias-primas e componentes a um menor custo e a obtenção de serviços logísticos a custos também menores, através de contratos de longo prazo (MOON *et al.*, 1998).

A integração de métodos qualitativos e quantitativos é uma área particularmente promissora para pesquisadores interessados em melhorar a prática de previsão, especialmente na identificação das condições específicas sobre as quais a integração de métodos quantitativos e qualitativos é mais útil (WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996). Diversos estudos apresentam evidências de que a integração, de métodos qualitativos e quantitativos em especial, é a melhor abordagem para a obtenção de previsões mais acuradas (RINGUEST; TANG, 1987; CLEMEN, 1989; BLATTBERG; HOCH, 1990; COLLOPY; ARMSTRONG, 1992a; WERNER, 2004).

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo Principal e Secundários

O objetivo principal desta dissertação é apresentar uma metodologia para escolha de métodos de previsão de demanda mais apropriados a diferentes situações, ou seja, apresentar um fluxograma que conduz a seleção de métodos quantitativos, qualitativos e integração destes métodos, levando em conta vários fatores de decisão.

Os objetivos secundários do presente estudo são:

- Identificar métodos de previsão quantitativos e qualitativos e fatores determinantes na seleção desses métodos;
- Identificar a aplicabilidade da integração de métodos quantitativos e qualitativos de previsão;
- Avaliar a aplicabilidade da metodologia de seleção de métodos de previsão proposta e a acurácia da integração de métodos de previsão através de estudos de caso.

1.4 METODOLOGIA

1.4.1 Método de Pesquisa

Segundo Gil (1995), o método científico é definido como o conjunto de procedimentos intelectuais e técnicos utilizados para se alcançar o conhecimento. O método científico utilizado nesta pesquisa é o indutivo, pois as generalizações serão fruto de constatações particulares da realidade (GIL *apud* SILVA; MENEZES, 2001), já que a metodologia proposta baseia-se em revisão bibliográfica de características e aplicações de diferentes métodos de previsão.

A pesquisa se caracteriza por ações propostas na resolução de um problema, através de procedimentos racionais e sistemáticos (SILVA; MENEZES, 2001). Este trabalho se caracteriza como uma pesquisa aplicada, pois visa gerar conhecimento para aplicações práticas na solução de problemas específicos. O problema será abordado de forma a quantificar as informações obtidas caracterizando a pesquisa como quantitativa.

Como este trabalho integra pesquisa bibliográfica com estudo de caso, tendo como principal finalidade desenvolver e esclarecer conceitos e idéias com vistas à formulação de problemas ou hipóteses pesquisáveis em estudos posteriores, trata-se de uma pesquisa exploratória (GIL, 1995; GIL *apud* SILVA; MENEZES, 2001).

A pesquisa bibliográfica é de fundamental importância na elaboração da metodologia de escolha dos métodos de previsão, sendo a exploração da literatura sobre o tema a base para atingir os objetivos desta dissertação. O estudo de caso é utilizado devido a sua relativa simplicidade e economia na coleta de dados, e sua aplicabilidade em situações em que o objeto de estudo é conhecido (GIL, 1995). O estudo de caso é a estratégia de pesquisa preferida quando se analisa um conjunto de eventos sobre os quais o pesquisador tem pouco ou nenhum controle (YIN, 1994).

1.4.2 Método de Trabalho

O desenvolvimento desta dissertação foi realizado em quatro etapas. A primeira etapa do trabalho é a revisão bibliográfica sobre métodos qualitativos e quantitativos de previsão de demanda, abordando os procedimentos de utilização e as características de cada técnica apresentada. Também se descreve nesta etapa medidas de acurácia, a integração de diferentes métodos e os fatores para seleção dos métodos de previsão.

A segunda etapa é apresentar uma metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda. A metodologia integra informações sobre os componentes de sistemas de previsão de demanda com os procedimentos operacionais de seleção e integração de diferentes técnicas para obtenção e validação de resultados.

A terceira etapa é composta por estudos de caso da aplicação da metodologia proposta para seleção de diferentes técnicas de previsão. Abordam-se procedimentos para previsões de linhas de produtos de duas empresas que atuam em ambientes de mercado diferenciados, uma com vendas de produtos (ar-condicionado) para centros de distribuições e outra fornecendo seus produtos (medidores de energia) para grandes empresas de distribuição de energia elétrica.

A última etapa é a análise crítica dos resultados obtidos com a aplicação das técnicas mais apropriadas a cada caso e da metodologia proposta. Uma comparação entre a utilização

de um método ou uma integração de métodos também é abordada nesta etapa através da análise de acurácia das previsões obtidas com os diferentes procedimentos adotados.

1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A dissertação está estruturada em cinco capítulos, com seus conteúdos apresentados a seguir.

No Capítulo 1 é apresentado o tema de estudo, bem como sua importância e contribuição para as áreas de previsões de demanda, planejamento estratégico e tomada de decisão. Também são apresentados os objetivos da dissertação e os métodos de pesquisa e de trabalho.

No Capítulo 2 é feita uma revisão bibliográfica sobre diversos métodos qualitativos e quantitativos de previsão, sobre fatores que direcionam a escolha de um método adequado e sobre integração de métodos qualitativos e quantitativos.

O Capítulo 3 apresenta uma metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda, bem como os procedimentos para implementação e integração de diferentes tipos de métodos de previsão.

No Capítulo 4, descrevem-se os estudos de caso sobre o uso da metodologia proposta e aplicação de diferentes métodos de previsão. Também são apresentados e discutidos os resultados obtidos com a aplicação da metodologia proposta.

No Capítulo 5 são apresentadas as conclusões das experimentações realizadas e do trabalho desenvolvido, além de sugestões para trabalhos futuros.

1.6 DELIMITAÇÕES

A revisão bibliográfica não abordou todos os métodos de previsão de demanda desenvolvidos e apresentados na literatura, dando ênfase à métodos apresentados nas metodologias de seleção dos estudos de Armstrong (2001b), Georgoff e Murdick (1986) e Chambers, Mullick e Smith (1971).

Esta dissertação limitou-se a identificar variáveis (fatores) que serão utilizadas na escolha de um método apropriado para previsão de demanda e descrever o procedimento

operacional dos métodos abordados. Não incluiu, neste contexto, uma análise financeira de custo-benefício para cada método de previsão. A abordagem de questões econômicas relacionadas às técnicas de previsão estudadas é sugerida como tema de estudos futuros.

O estudo analisou principalmente a aplicação e resultados dos métodos de previsão, tratando a inserção dos resultados no planejamento estratégico de maneira superficial. Generalizações dos resultados obtidos nos estudos de casos dependem de estudos específicos.

CAPÍTULO 2

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 INTRODUÇÃO

As ações das organizações dependem de tomadas de decisões, as quais se baseiam em oportunidades de mercado, em fatores contextuais, e no desenvolvimento interno de recursos financeiros, humanos, produtivos e tecnológicos. As previsões de demanda de produtos e serviços auxiliam as tomadas de decisões fornecendo as informações básicas para planejamento e controle de todas as áreas funcionais das organizações, incluindo logística, marketing, produção e finanças (MURDICK; GEORGOFF, 1993; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; BALLOU, 2001).

Vários fatores têm causado a busca pelo desenvolvimento de sistemas de previsão de demanda e pela incorporação de previsões de demanda nas tomadas de decisão dentro das organizações, entre eles o aumento da complexidade das organizações e do mercado, a necessidade de sistematizar a tomada de decisão, o avanço no desenvolvimento de métodos de previsão e a facilidade de aplicação prática dos métodos de previsão por parte dos tomadores de decisão (MAKIDAKIS; WHEELWRIGHT; McGEEE *apud* WINKLHOFER; DIAMANTOPOULOS; WITT, 1996).

Previsões acuradas ajudam no desenvolvimento de estratégias, identificação de prioridades, alocação de recursos e avaliação do método usado para gerar as previsões

(THOMAS, 1987; LYNN; SCHNAARS; SKOV, 1999), além de permitir, pela operacionalização eficiente da produção e serviços, que as organizações ofereçam altos níveis de serviço aos clientes, forneçam informações de demandas futuras mais precisas aos fornecedores, planejem expansões de capacidade e evitem perdas nas vendas e estoques (KOTLER, 1991; MOON *et al.*, 1998; KAHN, 2002). A acurácia de uma previsão está relacionada à habilidade do método em estimar mais precisamente os valores futuros (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Erros são inevitáveis no processo preditivo. Mesmo um procedimento formal, como um método de previsão computacional, é limitado pela acurácia das suposições nas quais ele se baseia (EVANS, 1982). A acurácia da previsão depende da precisão dos dados de entrada do sistema, da estabilidade no processo gerador dos dados, do horizonte de previsão, de flutuações de demanda e do método de previsão utilizado (ELSAYED; BOUCHER, 1994). Quanto mais instável a demanda, mais crítica é a precisão da previsão e mais elaborado é o sistema de previsão necessário (KOTLER, 1991).

Os padrões de demanda são resultados da variação da demanda com o tempo, ou seja, do crescimento ou declínio de taxas de demanda, sazonalidades e flutuações gerais causadas por diversos fatores (BALLOU, 2001). Há dois tipos de padrões de demanda, os padrões de demanda regular e de demanda irregular. Os padrões de demanda regular podem ser decompostos em cinco componentes (MENTZER; GOMES, 1989; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998): (i) demanda média para o período (nível); (ii) tendência; (iii) sazonalidade; (iv) fatores cíclicos (ciclos de negócios ou ciclos de vida de serviços ou produtos); e (v) variação aleatória (erro aleatório). A Figura 1 apresenta alguns padrões de demanda regular para uma série temporal (padrões *a*, *b* e *c*).

A tendência representa o movimento da demanda a longo prazo; a sazonalidade refere-se aos picos e vales regulares que se repetem anualmente; os fatores cíclicos representam a variação de longo prazo (mais de um ano) no padrão de demanda; e variações aleatórias, ou residuais, são aquelas parcelas da demanda que não são explicadas pelos outros componentes (KOTLER, 1991; BALLOU, 2001).

Estatisticamente, quando todas as causas conhecidas para a demanda (média, tendência, sazonalidade e ciclos) são subtraídas da demanda total, o que sobra é uma parte remanescente inexplicável da demanda. Se não for possível identificar a causa da mesma, esta é presumida como puramente aleatória (DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001).

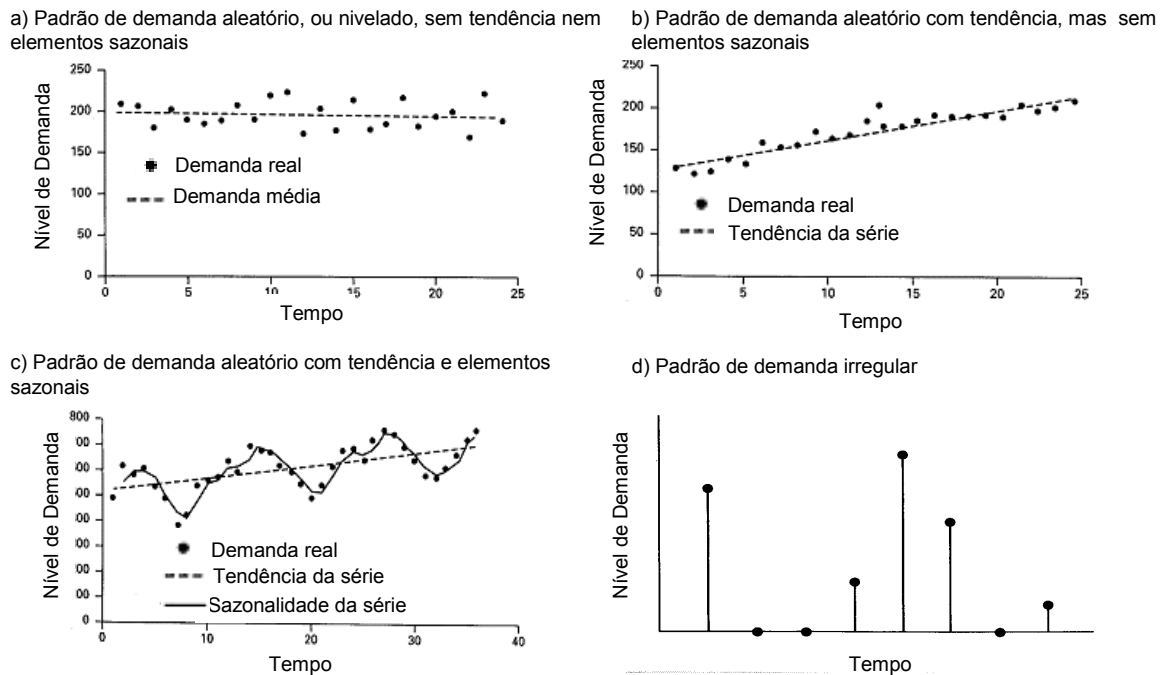


Figura 1: Padrões de demanda regular e irregular (Fonte: BALLOU, 2001)

Além dos cinco componentes, existe frequentemente uma autocorrelação, que indica que a demanda esperada em qualquer ponto é altamente correlacionada com seus valores anteriores da série histórica de demanda. Quando existe alta correlação, não se espera que a demanda varie muito de um período para o próximo (DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001).

O padrão de demanda irregular (Figura 1d) ocorre no caso de demandas intermitentes ou elevado grau de incerteza a respeito do momento e nível de ocorrência da demanda. Padrões de demanda irregular são particularmente difíceis de prever e ocorrem por vários motivos: o padrão de demanda é dominado por pedidos grandes de clientes não-freqüentes; a demanda pode ser derivada da demanda de outros produtos ou serviços; o padrão de demanda pode ser um resultado de dados espúrios ou eventos especiais; entre outros (BALLOU, 2001).

A previsão de demanda é um processo cujo domínio é o tempo, isto é, métodos de previsão oferecem uma previsão pontual ou um intervalo de previsão (com determinada confiança) para um momento de tempo definido (KLASSEN; FLORES, 2001). Para flutuações aleatórias ou simétricas onde o padrão é identificado e não se esperam mudanças repentinas durante o horizonte de previsão, pode-se considerar que os erros são aleatórios, normalmente distribuídos e constantes. Assim pode-se calcular uma previsão com intervalo de confiança definido (MAKRIDAKIS, 1988).

Pode-se classificar o horizonte de previsão em função de períodos futuros ou de unidades de tempo dependendo do cenário de previsão (programação de produção, planejamento estratégico, etc.). Em função de períodos uma previsão é classificada como: de curto prazo se o horizonte é de até 3 períodos no futuro; de médio prazo se o horizonte é de 3 a 20 períodos no futuro; e de longo prazo se o horizonte considera mais que 20 períodos no futuro (JOHNSON; KING *apud* WERNER, 2004). Em função de unidades de tempo um típico horizonte para previsões de curto prazo vai de horas a 3 meses. Nas previsões de médio prazo, o período de tempo é de 3 meses a 2 anos. Na previsão de longo prazo, o período de tempo é maior que 2 anos (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; MAKRIDAKIS, 1988).

Os métodos de previsão dividem-se basicamente em métodos qualitativos e métodos quantitativos. Os métodos qualitativos de previsão, também chamados métodos intuitivos ou subjetivos, dependem da experiência acumulada pelos especialistas ou grupo de pessoas reunidas para prever a probabilidade do resultado de eventos. Esses métodos podem ser apoiados por uma análise formal ou não (ARMSTRONG, 1983) e são mais apropriados quando dados são insuficientes ou inadequados para processar uma análise quantitativa (ARCHER, 1980).

Os métodos qualitativos podem usar tanto dados quantitativos quanto qualitativos como dados de entrada para o processamento das previsões, e considerar ou não padrões de demanda históricos no processo preditivo (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; ARMSTRONG, 1983). Embora métodos qualitativos sejam muito usados em previsões, há um número de desvantagens quando comparados com métodos quantitativos. Métodos qualitativos são adaptáveis, mas tendenciosos devido a incorporação de opiniões de entrevistados ou especialistas (SPEDDING; CHANN, 2000).

Os métodos quantitativos ou métodos objetivos são aqueles métodos estruturados que podem ser reaplicados por outros analistas e as previsões obtidas são idênticas as originais (ARMSTRONG, 1983). Esses métodos são classificados basicamente em métodos de série temporais e métodos causais. Os métodos de séries temporais envolvem a análise estatística de dados passados da variável a ser prevista. Os métodos causais são baseados na análise estatística de realizações passadas de variáveis que são relacionadas à variável de interesse para a previsão (ARCHER, 1980).

As previsões de demanda usando métodos quantitativos são obtidas através da reprodução de padrões obtidos na análise de dados históricos de demanda, mas as previsões

não devem se limitar a reproduzir um padrão ou tendência passada. É essencial considerar toda informação disponível, incluindo informações de exatidão conhecida como, por exemplo, produção e vendas passadas, e de exatidão desconhecida como, por exemplo, atividades promocionais e informações de concorrentes (REMUS; O'CONNOR; GRIGGS, 1998). Os principais tipos de informações que devem ser avaliadas no processo de previsão de demanda são (GOODWIN; WRIGHT, 1993): (i) séries temporais; (ii) informação sobre o que a série representa, como, por exemplo, custos, compras ou vendas; e (iii) informação contextual, como, por exemplo, informação financeira sobre a empresa, detalhes do mercado, entre outras.

Geralmente o sistema de previsão integra um método quantitativo com um método subjetivo, os quais agregam à tomada de decisão, consistência e flexibilidade, respectivamente. Os métodos quantitativos trabalham com grande quantidade de dados, não são tendenciosos e não sofrem influência de pressões sociais para obtenção de consenso. Os métodos qualitativos podem identificar novas variáveis, são flexíveis para se adaptar a mudanças, e podem identificar eventos especiais e antecipá-los (BLATTBERG; HOCH, 1990; GOODWIN, 2002).

Métodos quantitativos não podem prever mudanças em padrões de demanda e/ou relações entre variáveis, nem distinguir se estes são temporários ou permanentes, tornando necessária a incorporação da opinião dos especialistas, com o objetivo de ajustar as previsões estatísticas. A previsão subjetiva se concentra na predição da influência de mudanças em padrões e/ou relações estabelecidas enquanto previsões quantitativas (estatísticas) se concentram na predição da continuação de tais padrões/relações (MAKRIDAKIS, 1988).

Os demais conteúdos abordados neste capítulo permitem a compreensão da metodologia de seleção de métodos de previsão de demanda apresentada neste trabalho. Na seção 2.2 apresentam-se métodos de previsão qualitativos; na seção 2.3 apresentam-se métodos de previsão quantitativos; na seção 2.4 são apresentadas medidas de acurácia utilizadas em sistemas de previsão; na seção 2.5, a integração de métodos qualitativos e quantitativos de previsão é investigada; e na seção 2.6 é abordada a seleção de métodos de previsão.

2.2 MÉTODOS QUALITATIVOS

A aplicação de uma análise subjetiva ao processo de previsão deve ser feita de uma maneira estruturada, pela utilização de métodos qualitativos. Estes métodos são freqüentemente usados para previsões de médio e longo prazo, ou relativas a novas situações com dados limitados e nenhum precedente histórico (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; GEORGOFF; MURDICK, 1986).

Devido a sua natureza subjetiva, os métodos qualitativos são usados para formulação de estratégias, desenvolvimento de novos produtos e tecnologias com taxa de penetração e aceitação de mercado incertas, e desenvolvimento de planos de longo prazo (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Também são usados para ajustes de previsões de curto prazo (MENTZER; GOMES, 1989).

Os métodos qualitativos incorporam uma grande quantidade de conhecimento no processo de previsão e adicionam consenso à previsão (SANDERS; MANRODT, 1994; GOODWIN, 2002). As previsões de métodos qualitativos são resultados da opinião de entrevistados (por exemplo, clientes) ou da opinião de especialistas (ELSAYED; BOUCHER, 1994; ARMSTRONG, 2001a).

As estimativas de entrevistados são baseadas em seus planos, metas e expectativas sobre a demanda futura de uma variável (ARMSTRONG; BRODIE, 1999). As estimativas dos especialistas são baseadas no julgamento, intuição, pesquisas, técnicas comparativas, conhecimento técnico, conhecimento sobre análise de dados e procedimentos de previsão, e/ou no conhecimento de relações de causa e efeito entre variáveis adquirido com a experiência em processos preditivos nas organizações (WEBBY; O'CONNOR, 1996; BALLOU, 2001). Os especialistas também podem usar métodos quantitativos para analisar séries temporais históricas antes de usá-las como dados de entrada do método qualitativo (WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996).

Métodos qualitativos apresentam tendências no processo preditivo devido a análise subjetiva (SPEDDING; CHANN, 2000). A Figura 2 apresenta um quadro com tendências que afetam os métodos qualitativos e esboça resumidamente maneiras de reduzir suas conseqüências. Apesar de dúvidas serem freqüentemente levantadas sobre o valor e precisão de previsões qualitativas, elas oferecem informações úteis às empresas (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A utilização de métodos estruturados no processo de previsão subjetiva melhora significativamente a acurácia das previsões (Armstrong, 1988). Os métodos qualitativos variam em custo e complexidade. Eles podem ser usados separadamente, mas são mais freqüentemente usados em combinação com outros métodos qualitativos ou integrados a métodos quantitativos (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

TIPO DE TENDÊNCIA	DESCRIÇÃO DA TENDÊNCIA	MANEIRAS DE REDUZIR O IMPACTO NEGATIVO DA TENDÊNCIA
Otimismo	Previsão reflete os resultados desejados pelos tomadores de decisão.	Ter mais de uma pessoa para fazer a previsão.
Inconsistência	Incapacidade de aplicar o mesmo critério de decisão em situações similares.	Formalizar o processo de tomada de decisão e criar regras de tomada de decisão.
Novidades	Os eventos mais recentes são considerados mais importantes que eventos mais antigos, que são minimizados ou ignorados.	Considerar os fatores fundamentais que afetam o evento de interesse. Perceber que ciclos e sazonalidades existem.
Disponibilidade	Facilidade com a qual informações específicas podem ser reutilizadas quando necessário.	Apresentar informações completas, que apontem todos os aspectos da situação a ser considerada.
Correlações ilusórias	Acreditar na existência de padrões e/ou que variáveis são relacionadas quando isto não é verdade.	Verificar significância estatística dos padrões. Modelar relações, se possível, em termos de mudanças.
Conservadorismo	Não mudar ou mudar lentamente o ponto de vista quando novas informações/evidências estão disponíveis.	Monitorar as mudanças e elaborar procedimentos para atuar quando mudanças sistemáticas são identificadas.
Percepção seletiva	Tendência de ver problemas baseado na própria experiência.	Fazer com que pessoas com diferentes experiências façam previsões independentes.

Figura 2: Tendências comuns em métodos qualitativos (Adaptado de MAKRIDAKIS, 1988)

Estudos de Kahn (2002) sugerem que tomadores de decisão preferem contar com métodos qualitativos ao invés de métodos quantitativos de previsões de demanda. Os responsáveis pelas tomadas de decisão não estão familiarizados com métodos quantitativos e a utilização de métodos qualitativos cria um sentimento de controle e posse sobre o processo

de previsão (SANDERS; MANRODT, 1994; GOODWIN, 2002). Os métodos qualitativos de previsão de demanda apresentados nesta revisão bibliográfica são: (i) Jogo de Representação; (ii) Pesquisa de Intenções; e (iii) Delphi.

2.2.1 Jogo de Representação (*Role Playing*)

Decisões são difíceis de prever quando há conflito entre as partes envolvidas. Por exemplo, dado que a parte A propõe mudanças em uma negociação, esta deve prever a reação inicial da parte B, a qual deve prever a reação subsequente de A e assim por diante, até que ambas cheguem a uma decisão final (ARMSTRONG, 2001c). A incerteza sobre ação e reação de cada parte torna difícil a previsão de decisões.

O método de Jogo de Representação é útil nesses casos, pois simula as interações entre as partes conflitantes, oferecendo uma melhor percepção sobre o pensamento dos participantes (ARMSTRONG, 1988; ARMSTRONG, 2001a). Este método é especialmente útil quando duas partes interagem, quando há conflitos entre elas, quando os conflitos envolvem grandes mudanças e pouca informação existe sobre eventos similares no passado (ARMSTRONG, 2001c). Situações de conflito são aquelas onde duas ou mais partes têm objetivos opostos, diferentes estratégias, ou competem por um dado recurso (ARMSTRONG, 1987).

O termo “simulação de interação comportamental” descreve melhor a idéia do método do que o termo Jogo de Representação (KIPPER; HAR-EVEN, 1984). No entanto, as pesquisas têm sido feitas sobre o rótulo de Jogo de Representação (ARMSTRONG, 1987).

Os procedimentos gerais para aplicação de um Jogo de Representação dividem-se em (ARMSTRONG, 1987; ARMSTRONG, 2001c): (i) levantar informações sobre o assunto a ser analisado, permitindo realismo na modelagem do assunto; (ii) selecionar os participantes; (iii) alocar aleatoriamente os participantes em dois grupos e separá-los; (iv) ler instruções do Jogo de Representação e descrever funções (cargos funcionais) de cada participante; (v) descrever a situação e ambiente onde a interação irá ocorrer; (vi) distribuir questionários e assegurar que os grupos se prepararam para a interação; (vii) permitir interação entre as partes até a obtenção de consenso; (viii) separar os grupos e apresentar os resultados; e (ix) orientar os participantes a não discutirem a situação analisada e os procedimentos do jogo com não participantes do método de previsão.

O responsável pela previsão (mediador) deve levantar informações sobre o assunto a ser analisado, administrar a sessão ou as sessões de interação entre as partes e interpretar os resultados (ARMSTRONG, 1987; ARMSTRONG, 2001c). É desejável que os participantes do Jogo de Representação sejam similares às pessoas que eles representam no que envolve conhecimento, atitudes e objetivos (ARMSTRONG, 1987). O número de participantes deve corresponder ao número da situação real. Se este não é conhecido, a utilização de grupos para representar cada parte deve ajudar a reforçar as funções de cada participante e encorajar improvisações. A maioria das pesquisas tem usado dois indivíduos para representar cada parte (ARMSTRONG, 2001c).

A descrição das funções de cada participante deve ser feita antes deles conhecerem a descrição da situação, pois a função afeta a percepção do participante sobre determinada situação (ARMSTRONG, 2001c). Os participantes podem ser orientados a agir como eles mesmos agiriam, dado seus papéis e a situação. Alternativamente, eles podem ser orientados a agir da forma como acreditam que as pessoas que eles representam agiriam (ARMSTRONG, 1987). Kipper e Har-Even (1984) apresentam em seus estudos que diferenças na orientação podem conduzir a diferenças substanciais nos resultados. O melhor procedimento é fazer os participantes seguirem as diferentes orientações (ARMSTRONG, 2001c).

A descrição da situação de conflito deve ser curta, compreensível e precisa, incluindo informação sobre cada parte e suas metas, uma história de seus relacionamentos, posições atuais das partes, expectativas sobre relações futuras, os processos que as partes esperam usar para resolver seus conflitos e questões particulares a serem decididas. Um pré-teste é necessário para assegurar que a descrição está clara e efetiva, pois pequenas mudanças na descrição podem afetar o resultado (ELSTEIN; SHULMAN; SPRAFKA *apud* ARMSTRONG, 1987; ARMSTRONG, 2001c).

Segundo Armstrong (2001c), para obter previsões confiáveis e válidas, deve-se realizar aproximadamente dez sessões, cinco usando uma descrição do evento e cinco usando outra descrição alternativa. Se as respostas diferirem muito entre os grupos, então se realizam mais sessões. Idealmente, cada sessão do Jogo de Representação deve conduzir a um resultado definitivo, o qual será usado como previsão (ARMSTRONG, 1987).

Estudos mostram que para prever decisões de partes em conflito, o Jogo de Representação é muito mais preciso do que a utilização de outros métodos, devido ao grande realismo incorporado ao processo de previsão (ARMSTRONG, 1988; ARMSTRONG, 2001a;

GREEN, 2002). Jogos de Representação podem ser usados na previsão de decisões por um indivíduo que não interage com outros diretamente. Entretanto, o procedimento é mais efetivo para situações nas quais duas partes interagem. Onde muitas partes representam diferentes pontos de vista, a aplicação do método torna-se difícil (ARMSTRONG, 2001c).

Aplicações bem sucedidas do método têm sido observadas nas áreas militar, jurídica, de psicologia e de negócios (ARMSTRONG, 1987; ARMSTRONG, 2001c). Este método é muito aplicado em previsões da reação dos concorrentes frente a mudanças de estratégia da organização ou mudanças de cenários de mercado (ARMSTRONG, 1983).

2.2.2 Pesquisa de Intenções

O método de Pesquisa de Intenções avalia planos, metas e expectativas de indivíduos sobre o futuro de uma variável ou evento. Os entrevistados são perguntados sobre como eles se comportariam em diversas situações relacionadas à variável a ser analisada (ARMSTRONG; BRODIE, 1999).

O método analisa padrões que podem descrever as preferências dos consumidores e a probabilidade de eles comprarem um produto/serviço, servindo de informação relevante para a previsão de demanda e tomada de decisão, como, por exemplo, sobre ações referentes à penetração de um novo produto no mercado (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; HUTH; EPPRIGHT; TAUBE, 1994).

Intenções são afirmações que as pessoas fazem sobre seu comportamento futuro, ou sobre o comportamento de variáveis que elas podem controlar. Algumas condições favorecem o uso de Pesquisa de Intenções: (i) previsões de eventos importantes; (ii) facilidade de obtenção de respostas da pesquisa; (iii) respondentes têm um plano de consumo; (iv) respondentes fornecem respostas corretas; (v) respondentes podem cumprir seu planejamento; e (vi) novas informações não mudam os planos de consumo dos respondentes (ARMSTRONG, 1985).

O método é mais efetivo quando os respondentes têm planos sobre a aquisição do produto/serviço pesquisado, pois estão comprometidos em adquirir o item pesquisado e podem cumprir seus planos independentemente de fatores externos (econômicos, políticos, etc) e de novas informações que poderiam afetar a intenção do respondente. Quanto mais importante for o evento analisado no processo preditivo, maior a probabilidade da Pesquisa de

Intenções oferecer previsões acuradas. Por exemplo, para prever intenções de compra de um imóvel o método é muito mais preciso do que para prever intenção de compra de refrigerante (produto que geralmente não requer um planejamento de compra) (ARMSTRONG, 1985).

O horizonte de previsão também influencia na qualidade do resultado da aplicação do método, pois para médio e longo prazo pode haver mudanças na intenção de consumo dos respondentes, enquanto no curto prazo estas mudanças são menos prováveis (CLAWSON *apud* ARMSTRONG, 1985).

Os resultados deste método podem ser influenciados por três tipos de erros: (i) erro de amostragem; (ii) erro das respostas; e (iii) erro devido à falta de resposta. O erro de amostragem ocorre quando a amostra não representa a população pesquisada; o erro de resposta ocorre quando as pessoas não sabem quais suas reais intenções ou quando são politicamente corretas nas suas respostas, não expressando suas verdadeiras intenções; o último erro ocorre quando não é possível obter respostas de indivíduos da amostra, seja por não conseguir encontrar o respondente, seja por este se negar a responder a pesquisa (ARMSTRONG, 1985).

O respondente pode fornecer informações incorretas quando ele não entende as perguntas da pesquisa, acha que as respostas podem ser usadas contra ele, ele não sabe exatamente suas intenções quanto ao item pesquisado ou quando ele não tem interesse em revelar suas intenções (ARMSTRONG, 1985). Uma alternativa à pesquisa com consumidores é utilizar especialistas para preverem as intenções dos consumidores (ARMSTRONG; BRODIE, 1999).

Na operacionalização do método uma descrição enxuta e de fácil entendimento do produto/serviço e das condições de venda é fornecida para os consumidores potenciais, e estes são então questionados sobre a intenção de compra do item, geralmente sobre a probabilidade de compra. Deve-se assegurar que as probabilidades pesquisadas sejam totalmente exaustivas (a soma das probabilidades igual a 1) e mutuamente exclusivas (ARMSTRONG, 1985).

Os questionamentos estão relacionados a uma escala de intenção. Segundo Morwitz (2001) deve-se dar preferência a escalas de probabilidade de compra. Recomendam-se escalas de intenção de cinco (1-5) ou onze pontos (0-10). Escalas de onze pontos são mais indicadas, pois capturam uma maior variedade de intenções quanto ao item pesquisado. As escalas devem ser explicadas como, por exemplo, para uma escala de onze pontos (JUSTER, 1966; ARMSTRONG; BRODIE, 1999): 0=Sem intenção de compra, quase nenhuma intenção (1%

em 100%); 1= Possibilidade muito remota (10% em 100%); 2=Possibilidade remota (20% em 100%); 3=Alguma possibilidade (30% em 100%); 4=Possibilidade quase razoável (40% em 100%); 5=Possibilidade razoável (50% em 100%); 6=Boa possibilidade (60% em 100%); 7=Provável (70% em 100%); 8=Muito provável (80% em 100%); 9= Quase certa (90% em 100%); e 10=Compra certa, praticamente certa (99% em 100%).

Este método evita a interação entre respondentes, evitando a influência de respostas de outros respondentes e assume que o respondente tem bom conhecimento sobre a situação. A pesquisa pode ser feita por entrevista pessoal, por telefone ou por correio (comum ou eletrônico) (ARMSTRONG, 1985).

Para previsões de novos produtos, que não possuem similares, este método apresenta problemas, pois os consumidores potenciais podem não estar suficientemente familiarizados com o produto proposto. Para produtos com similares no mercado a pesquisa pode se beneficiar da experiência dos respondentes na compra destes produtos similares (ARMSTRONG; BRODIE, 1999; MORWITZ, 2001).

2.2.3 Método Delphi

A proposta do método Delphi é capturar o conhecimento de especialistas em uma determinada área no intuito de chegar a um consenso sobre a probabilidade e momento de ocorrência de eventos futuros específicos, melhorando a tomada de decisão e previsões sobre o futuro (GUPTA; CLARKE, 1996; PREBLE, 1983). Pressupõe-se que o julgamento coletivo organizado adequadamente é mais preciso que a opinião de um único especialista (WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000).

O Delphi foi concebido para acabar com os pontos fracos de métodos tradicionais de reuniões de especialistas. Reuniões são frequentemente lentas, caras, dominadas por um ou poucos indivíduos, e há sobrecarga de informações redundantes ou irrelevantes (DALKEY, 1972). O Delphi contorna estes aspectos indesejáveis através de suas características principais, que são: anonimato dos participantes; procedimentos estruturados e sistemáticos; comunicação clara com os participantes; iterações repetitivas; *feedback* controlado para o grupo; e utilização de medidas estatísticas para as informações obtidas (PREBLE, 1983; DALKEY 1972; ROWE; WRIGHT, 1999).

O método promove o aprendizado entre membros do grupo, através do compartilhamento de conhecimento (GUPTA; CLARKE, 1996; LEMOS; PORTO, 1998). O método consiste em um processo estruturado de aprendizado iterativo envolvendo um grupo de especialistas que respondem a uma seqüência de questionários, preservando o anonimato das estimativas individuais. O anonimato é um artifício para reduzir o efeito de indivíduos socialmente dominantes (DALKEY, 1972). Os especialistas não se comunicam durante o processo de previsão ou não conhecem os outros participantes, podendo expressar livremente suas opiniões e evitando conflitos de grupo (pessoais e políticos) e domínio da discussão por um dos participantes ou por um grupo majoritário (GUPTA; CLARKE, 1996; LEMOS; PORTO, 1998; ROWE; WRIGHT, 1999). A metodologia de aplicação de uma pesquisa Delphi é apresentada na Figura 3.

A seleção dos especialistas que participarão do processo de previsão é uma das questões críticas no método Delphi (DIETZ, 1987). Deve-se buscar um equilíbrio entre indivíduos de dentro e de fora da organização, contatando especialistas em universidades, institutos de pesquisa, indústrias, entre outros. A qualidade e acurácia das previsões dependem principalmente dos respondentes (WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000).

Um ou mais mediadores são responsáveis pela formulação dos questionários e *feedback* dos resultados aos especialistas (DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001). Na elaboração do questionário cada questão apresenta uma síntese das principais informações conhecidas sobre o assunto, as quais devem ser obtidas na literatura e/ou através de entrevistas com especialistas (WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000). O número de questões é variável, dependendo dos tipos de questões e do perfil dos respondentes, sendo que um valor limite seria 25 questões (WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000). Vichas *apud* Kayo e Securato (1997) aconselha que o questionário fique restrito a 15 questões e que possa ser respondido em 2 ou 3 minutos.

Entre cada iteração de questionários estruturados, um *feedback* controlado é oferecido. O *feedback* controlado é um artifício para reduzir ruído. Através do *feedback* os especialistas são informados das opiniões dos seus colegas anônimos e solicitados a fazerem uma revisão das estimativas anteriores (DALKEY, 1972). Assim é dada aos participantes a oportunidade de alterar suas estimativas iniciais com base no *feedback* fornecido, de explorar novos temas que surgem e de discutir possíveis incompatibilidades entre tendências previstas (ROWE; WRIGHT, 1999; WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000).

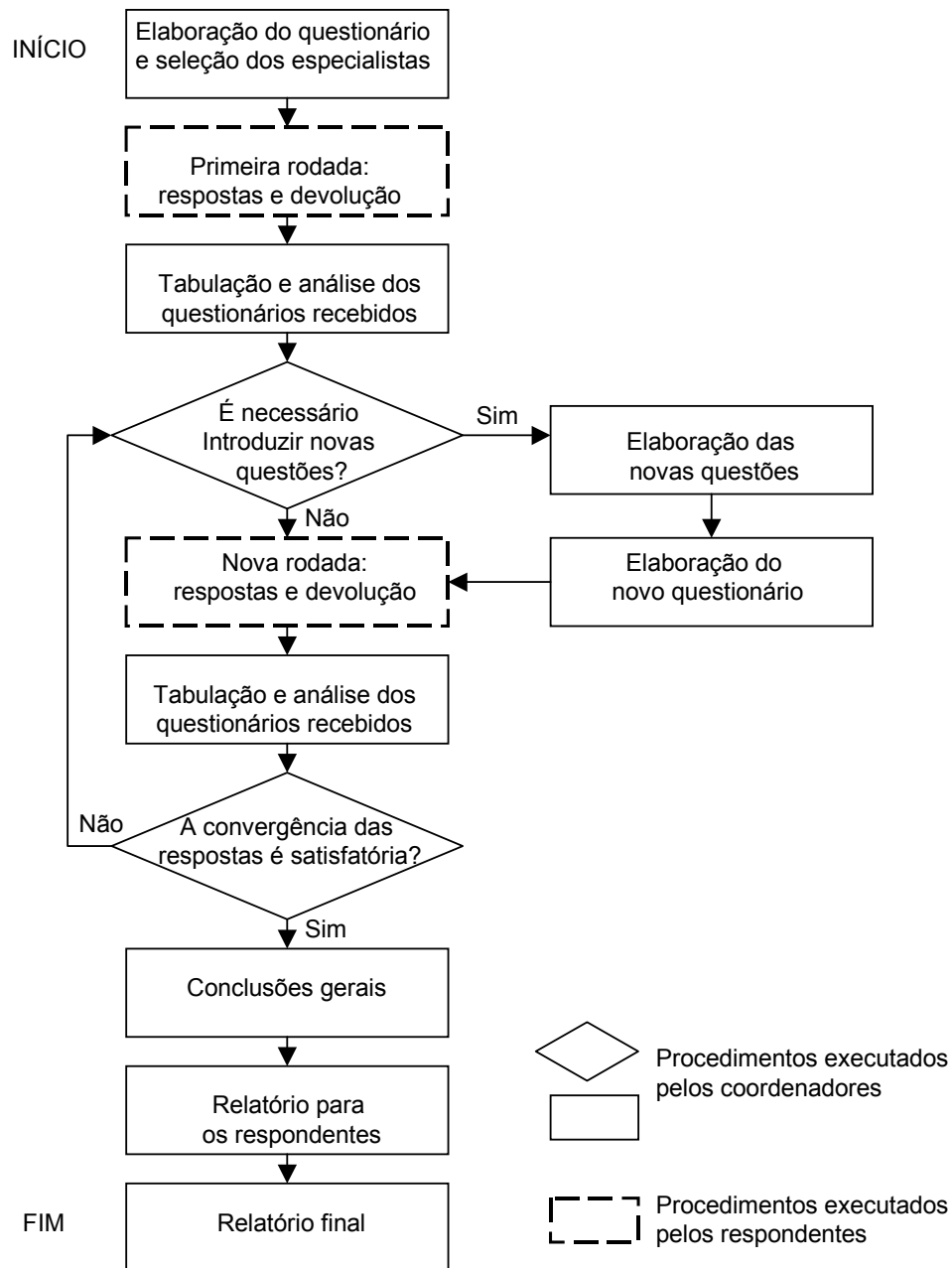


Figura 3: Seqüência de execução de uma pesquisa Delphi (Adaptado de WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000)

Freqüentemente o *feedback* é composto pelo resumo estatístico das respostas quantitativas individuais dos eventos analisados, o qual representa a previsão do grupo, e também informações qualitativas (comentários e justificativas dos respondentes) (ROWE; WRIGHT, 1999; DIETZ, 1987; WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000). São apresentadas medidas estatísticas, usando-se geralmente uma média ou mediana e intervalos interquartis das

estimativas individuais (DIETZ, 1987; DALKEY, 1972; ROWE; WRIGHT, 1999). Também são usadas medidas de dispersão e distribuição de frequência (KAYO; SECURATO, 1997).

Um dos objetivos do Delphi é alcançar o maior consenso entre os participantes. O consenso pode ser determinado pela mensuração da variância das estimativas dos participantes nas iterações, com a redução na variância sendo o indicador que um maior consenso foi alcançado (ROWE; WRIGHT, 1999). Supõe-se que a iteração e o *feedback* fazem com que os membros do painel movam suas previsões na direção da resposta correta. Quando as respostas começam a estabilizar no processo iterativo, os resultados da iteração final são usados como estimativas para a previsão dos eventos estudados (DIETZ, 1987). Apesar de variável, a literatura costuma reportar estudos com não mais que três iterações (DIETZ, 1987; ROWE; WRIGHT, 1999; WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000).

A técnica Delphi tem boa precisão em previsões de médio e longo prazo. (GEORGOFF; MURDICK, 1986; YUXIANG; DONGHUA; CHANGGENG *apud* GUPTA; CLARKE, 1996). Outros benefícios percebidos com o uso do método Delphi são (PREBLE, 1983): ausência de contaminação de resultados; uso eficiente da intuição dos especialistas; resultados facilmente entendidos por leigos; comunicação não ambígua entre participantes; e documentação do procedimento.

Como limitações tem-se: complexidade de administração do método; demora na obtenção de resultados; possibilidade de forçar o consenso indevidamente; imposição do ponto de vista do mediador da pesquisa através de questionários mal estruturados; utilização de técnicas pobres de sumarização dos resultados; falta de critério para escolha de especialistas; e custos de elaboração elevados (LINSTONE; TUROFF *apud* ARCHER, 1980; PREBLE, 1983; GUPTA; CLARKE, 1996; WRIGHT; GIOVINAZZO, 2000).

O método Delphi tem sido extensivamente usado no planejamento e análise de estratégias, tanto no setor público quanto no privado. Além de ser utilizado em previsões de demanda, o método Delphi é útil em áreas como avaliação de projetos, análise de investimentos e planejamento financeiro (GUPTA; CLARKE, 1996).

2.3 MÉTODOS QUANTITATIVOS

Os métodos quantitativos caracterizam-se por apresentarem processos bem definidos para a análise dos dados, possibilitando a replicação do método por diferentes especialistas e a

obtenção de previsões idênticas. Estes métodos podem utilizar dados subjetivos ou quantitativos (ARMSTRONG, 1983). A previsão pode ser através de: (i) análise de séries temporais ou extrapolação; ou (ii) métodos causais (THOMAS, 1996).

Nos métodos de análise de séries temporais utiliza-se o histórico de demanda da variável analisada para prever a demanda futura (ELSAYED; BOUCHER, 1994). Os métodos de análise de séries temporais para previsão de demanda contam com a suposição de constância de padrões e estacionariedade dos dados utilizados no processo preditivo (MAKRIDAKIS, 1988; THOMAS, 1996; WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996). Uma vez que constância e previsibilidade são assumidas, um modelo é ajustado aos dados passados. Este modelo irá prever padrões futuros de demanda através da extrapolação das tendências e relações existentes no passado. Paralelamente, mudanças esperadas nas variáveis devem ser avaliadas e integradas ao modelo (ARCHER, 1980).

Os métodos causais são muito utilizados como ferramenta analítica na previsão de variáveis econômicas (dependentes), as quais são influenciadas pelas estimativas de variáveis independentes (ARCHER, 1980; ELSAYED; BOUCHER, 1994). As estimativas das variáveis causais e das relações entre as variáveis compõem a previsão da variável dependente (ARMSTRONG, 1983). Estes métodos inflam o erro de predição por demandarem previsões das variáveis independentes em tempos futuros. Os métodos causais assumem que as relações causais históricas se manterão no futuro (THOMAS, 1996).

Os métodos causais podem ser utilizados para qualquer horizonte de previsão de demanda, mas são mais indicados para previsões de médio e longo prazo. Isto porque para horizontes de curto prazo, os métodos de análise de séries temporais obtêm uma boa acurácia e os custos de implantação e manutenção destes métodos são menores se comparado aos custos dos métodos causais (MURDICK; GEORGOFF, 1993).

Os métodos quantitativos diferem quanto ao nível de complexidade, facilidade de uso, e análise subjetiva requerida (SANDERS, 1997a). Métodos quantitativos são rígidos, mas consistentes, e podem trabalhar com um grande volume de dados. A desvantagem é que estes métodos não conseguem lidar com mudanças dinâmicas e estruturais dos dados das séries temporais, e também falham na caracterização de problemas com dados históricos limitados (SPEDDING; CHANN, 2000).

2.3.1 Extrapolação

Técnicas estatísticas de extrapolação são baseadas na consideração que o padrão existente na série histórica irá continuar no futuro. Esta consideração é mais correta para horizontes de curto prazo, por isso estas técnicas oferecem geralmente previsões acuradas para um futuro imediato, a não ser que o padrão dos dados seja extraordinariamente estável. (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; ARMSTRONG, 2001d). A extrapolação pode ser utilizada para dados amostrais, onde resultados de uma amostra são utilizados para extrapolar os resultados e inferenciar sobre uma população (ARMSTRONG, 2001d).

Segundo Mentzer e Gomes (1989), os métodos de extrapolação se dividem em: (i) métodos com modelos matemáticos fixos (FMTS – *fixed-model time series*); e (ii) métodos com modelos matemáticos ajustáveis ou abertos (OMTS – *open-model time series*).

Nas previsões de demanda de curto prazo, com mudanças rápidas na demanda e com necessidade de um grande número de previsões frequentes, os métodos FMTS podem ser efetivamente utilizados, pois são métodos simples, de baixo custo e de fácil entendimento. Estes métodos são baseados no padrão de demanda da série temporal e na inter-relação de seus componentes (nível, tendência, sazonalidade, ciclo e erro aleatório), assumindo que um ou mais desses componentes existem nas séries históricas e projetando-os no futuro. Os métodos FMTS têm equações fixas que são usadas sob considerações que certos componentes do padrão de demanda existem ou não na série temporal. Os métodos de Média Móvel e de Suavização Exponencial são métodos FMTS (MENTZER; GOMES, 1989).

Métodos com modelos matemáticos ajustáveis ou abertos (OMTS) desenvolvem um modelo de previsão depois de identificar os componentes existentes nas séries históricas de demanda. Embora muita pesquisa acadêmica seja conduzida com métodos OMTS, há restrições na utilização destes no meio empresarial devido a sua complexidade e limitado ganho de acurácia em relação a métodos FMTS (MENTZER; COX, 1984).

Os métodos OMTS requerem treinamento intensivo e considerável tempo de análise. Durante a análise, numerosas decisões subjetivas devem ser alimentadas no modelo de previsão. Então, a precisão da previsão é largamente influenciada pelas habilidades do usuário do método. Estes métodos são indicados para situações em que se deseja obter previsões de demanda de poucos produtos, há um histórico de demanda substancial, mas pouca informação

contextual está disponível. O método de *Box-Jenkins* é um método OMTS (MENTZER; GOMES, 1989).

Os métodos de extrapolação abordados neste trabalho são: Média Móvel; Suavização Exponencial; e *Box-Jenkins*.

2.3.1.1 Média Móvel

O método da Média Móvel é amplamente utilizado pela sua facilidade de implementação e manutenção e pela necessidade de poucos dados históricos para a sua aplicação. Entretanto, este método é apropriado somente para previsões de curto prazo e para dados históricos irregulares, onde o padrão da série temporal não apresenta tendência e sazonalidade (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A Média Móvel oferece uma técnica simples de suavização exponencial de séries temporais, calculando uma média aritmética ou ponderada das k observações mais recentes da série, sempre desprezando a observação mais antiga e incluindo a observação mais recente (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; ARCHER, 1980; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

O número de observações em cada média permanece constante e é determinado de tal forma que os efeitos de sazonalidade ou aleatoriedade ou ambos são eliminados. As médias movem-se através da série temporal até o componente de média estar computado para cada período i da série temporal. As previsões para períodos posteriores a última observação da série temporal serão iguais ao valor da última média calculada (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

As desvantagens deste método de previsão estão relacionadas ao fato do método não trabalhar muito bem com séries com tendência e sazonalidade, pois a previsão para um novo período envolve sempre a adição de novos dados e a desconsideração de dados anteriores (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001). Uma alternativa a este tipo de falha no método é a média móvel ponderada onde ao invés das observações entrarem e saírem abruptamente do intervalo de períodos usado na média, elas são gradualmente ponderadas dentro da média (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; KRAJEWSKI; RITZMAN, 2002). A desvantagem

na utilização da média móvel ponderada é a necessidade de conhecimento para determinar os pesos a serem utilizados (DAVIS; AQUILANO; CHASE, 2001).

2.3.1.2 Suavização Exponencial

A suavização exponencial é o método mais popular e com o melhor custo/benefício entre os métodos de extrapolação (ARMSTRONG; BRODIE, 1999). O método de Suavização Exponencial aplica uma média ponderada nas observações de uma série temporal. Os pesos aplicados no método são determinados em progressão geométrica, com pesos maiores dados as informações mais recentes, isto é, dados mais antigos têm pesos menores (ARCHER, 1980).

As maiores vantagens dos métodos de suavização são sua simplicidade e baixo custo. Quando há a necessidade de previsão de milhares de itens, como no caso de sistemas de controle de estoque, os métodos de suavização são geralmente os únicos métodos de previsão com rapidez suficiente para geração de resultados para um sistema de previsão de demanda eficaz (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Os métodos de previsão de demanda que aplicam suavização exponencial se dividem em: (i) Suavização Exponencial Simples; (ii) Suavização Exponencial Linear de Holt; e (iii) Método de Holt-Winters (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Suavização Exponencial Simples

O método obtém a previsão para um período futuro ajustando a previsão do período atual com o erro de previsão. A previsão do período $t+1$ é igual à previsão do período t mais o ajuste para o erro que ocorreu na previsão do período t , conforme apresentado na equação (1). A forma geral do método de Suavização Exponencial Simples é apresentada na equação (2) onde é alocado um parâmetro de suavização α aos valores mais recentes Y_t , e um peso $1-\alpha$ para as previsões mais recentes (WINTERS, 1960; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; HOLT, 2004). A forma expandida da equação (2) é apresentada na equação (3), onde a previsão está expressa em função de todos os dados da série temporal (WINTERS, 1960).

$$F_{t+1} = F_t + \alpha(Y_t - F_t) \quad (1)$$

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha)F_t \quad (2)$$

$$F_{t+1} = \alpha \sum_{i=0}^n (1 - \alpha)^i Y_{t-i} + (1 - \alpha)^t F_1 \quad (3)$$

onde F_{t+1} é a previsão para o período $t+1$, F_t é a previsão para o período t , Y_t é a demanda realizada no período t , n é o tamanho da série temporal e α é a constante de suavização com valor entre 0 e 1.

Quanto mais próximo de 1 o valor de α maior o ajuste do erro na previsão anterior, ou seja, o modelo enfatiza demandas recentes e é mais sensível a mudanças. Quanto mais próximo de 0 o valor de α , menor o ajuste, ou seja, o modelo trata as demandas históricas mais uniformemente e gera previsões mais estáveis (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Para inicializar o método é necessário o valor de F_1 . Pode-se proceder de duas maneiras: considerar F_1 igual a Y_1 ; ou utilizar um valor obtido com a média das primeiras observações da série temporal. Um problema do método é a escolha de um α ótimo, isto pode ser feito através da minimização de erros. Escolhe-se determinados valores de α , aplica-se o método e o erro é obtido para diferentes valores de α . O parâmetro de suavização (α) ótimo será aquele com o qual se obtém o menor valor de erro nas previsões (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

O método de Suavização Exponencial Simples com taxa de resposta adaptável é uma alternativa ao método tradicional. Este método permite a modificação do parâmetro de suavização α , de maneira controlada, quando mudanças nos padrões dos dados ocorrem. Este método é útil quando uma grande quantidade de itens estão envolvidos no processo preditivo. Maiores detalhes podem ser obtidos em Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998).

O método de Suavização Exponencial Simples assume que o padrão de demanda histórica apresenta somente componentes de nível e ruído. Se componentes de tendência e sazonalidade existem nos dados históricos, a Suavização Exponencial Simples não é o método de extrapolação mais indicado (MENTZER; GOMES, 1989; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Suavização Exponencial Linear de Holt

O método da Suavização Linear de *Holt* é também conhecido como Suavização Exponencial Dupla. Este método expande o método de Suavização Exponencial Simples para previsões com dados que apresentam tendência linear, mas que não apresentam sazonalidade (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A previsão com Suavização Exponencial Linear de *Holt* é obtida com o uso de duas constantes de suavização, α e β (com valores entre 0 e 1, e não relacionados), e das equações (4), (5) e (6) (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; TAYLOR, 2003; RASMUSSEN, 2004):

$$\text{Previsão: } F_{t+m} = L_t + b_t m \quad (4)$$

$$\text{Nível: } L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (5)$$

$$\text{Tendência: } b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (6)$$

onde F_{t+m} é a previsão para o período $t+m$, m é o horizonte de previsão, L_t é estimativa do nível da série temporal no período t , b_t é a estimativa de tendência da série temporal para o período t e α e β são as constantes de suavização.

A equação (4) é utilizada para obter a previsão de demanda, sendo que o valor base L_t é adicionado da tendência (b_t) multiplicada pelo número de períodos futuros a serem previstos (horizonte de previsão – m). A equação (5) ajusta diretamente L_t para a tendência do período anterior, pela adição de b_{t-1} ao último valor suavizado de nível L_{t-1} . Este procedimento ajuda a eliminar o atraso na incorporação de mudanças do padrão de demanda e conduz o valor de L_t para um nível próximo do valor da demanda atual da série temporal. A equação (6) atualiza a tendência através da diferença entre os últimos dois valores suavizados de nível (L_t e L_{t-1}). A tendência do último período ($L_t - L_{t-1}$), modificada pela suavização com β , é adicionada à estimativa anterior da tendência (b_{t-1}) multiplicada por $(1-\beta)$ (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A inicialização do método de *Holt* requer duas estimativas, uma é o valor suavizado para L_1 e outra é a tendência b_1 . Uma alternativa seria considerar L_1 igual a Y_1 e b_1 igual a zero

ou a diferença entre os dois primeiros valores da série ($Y_2 - Y_1$). Como no método de Suavização Exponencial Simples, os valores de α e β podem ser determinados através da minimização do erro de previsão (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; RASMUSSEN, 2004).

Método de Holt-Winters

O método de *Holt-Winters* é utilizado em situações em que as séries temporais apresentam padrão de demanda com tendência linear e sazonalidade. O método aplica equações de suavização para estimar o nível, a tendência e a sazonalidade da série temporal analisada no processo de previsão (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

O método oferece duas abordagens distintas, as quais dependem da forma como é modelada a sazonalidade: forma multiplicativa ou forma aditiva. A forma multiplicativa é indicada para séries temporais em que a amplitude da sazonalidade varia com o nível da demanda. A forma aditiva é apropriada para séries temporais cuja amplitude da sazonalidade é independente do nível de demanda (WINTERS, 1960).

As equações básicas do método multiplicativo de *Holt-Winters* são (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; HOLT, 2004; RASMUSSEN, 2004):

$$\text{Previsão: } F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-s+m} \quad (7)$$

$$\text{Nível: } L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (8)$$

$$\text{Tendência: } b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (9)$$

$$\text{Sazonalidade: } S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (10)$$

onde s é o número de períodos por ciclo sazonal, S_t é a estimativa do componente sazonal da série temporal no período t e α , β e γ são as constantes de suavização (com valores entre 0 e 1, e não relacionados).

A equação (7) é utilizada para obter a previsão de demanda, sendo obtida pela multiplicação da estimativa de um componente sazonal (S_{t-s+m}) à previsão do método linear de Holt [equação (4)]. A equação (8) ajusta L_t para a tendência do período anterior, pela adição de b_{t-1} ao último valor suavizado de nível L_{t-1} . O primeiro termo da equação (8) é dividido por um termo sazonal (S_{t-s}) para eliminar as flutuações sazonais no cálculo do nível L_t . A equação (9) atualiza a tendência através da diferença entre os últimos dois valores suavizados de nível (L_t e L_{t-1}). A equação (10) estima o componente sazonal pela ponderação, através de uma constante de suavização γ , da razão de Y_t e L_t , (que corresponde a sazonalidade do período t) com a sazonalidade S_{t-s} (correspondente a sazonalidade do período analisado do ciclo sazonal anterior) (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

O método aditivo de *Holt-Winter* é menos comum que o multiplicativo. Este método trata o componente sazonal de forma aditiva. As equações básicas do método aditivo são (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; HOLT, 2004; RASMUSSEN, 2004):

$$\text{Previsão: } F_{t+m} = L_t + b_t m + S_{t-s+m} \quad (11)$$

$$\text{Nível: } L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (12)$$

$$\text{Tendência: } b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (13)$$

$$\text{Sazonalidade: } S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (14)$$

As únicas diferenças entre as formas aditiva e multiplicativa do método de *Holt-Winters* são que os índices sazonais e de nível são somados ou subtraídos ao invés de multiplicados ou divididos (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A inicialização do método de *Holt-Winters* necessita de valores iniciais de L_t , b_t e S_t , apresentados em Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998). Os parâmetros α , β e γ podem ser determinados de forma a minimizar o erro de previsão (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

2.3.1.3 Box-Jenkins

O método de *Box-Jenkins* é um método de previsão de demanda que utiliza um algoritmo matemático complexo, com termos auto-regressivos e de média móvel, para identificar a forma do modelo matemático mais adequado para a série temporal analisada com n observações (ARCHER, 1980).

O método possibilita combinações de modelos, e com a ajuda de análises estatísticas pode determinar o modelo combinado mais apropriado para uma dada situação. O método de *Box-Jenkins* modela a função de autocorrelação de uma série temporal estacionária com o mínimo de parâmetros possíveis, utilizando uma combinação de termos de auto-regressão (AR), integração (I) e média móvel (MA). O modelo geral do método é um modelo auto-regressivo, integrado e de média móvel (ARIMA – *Auto-Regressive / Integrated / Moving-Average*). A notação do modelo geral é ARIMA (p, d, q)(P, D, Q)_s onde (WALKER; MCCLELLAND, 1991; BUSINGER; READ, 1999):

- (AR) – parcela auto-regressiva que modela a dependência de um valor atual sobre valores passados;
- (I) – parcela de integração que remove a tendência da série temporal, tornando a série estacionária;
- (MA) – parcela de média móvel, a qual assume que valores atuais são dependentes de erros de previsão de períodos passados;
- p – ordem máxima dos parâmetros de auto-regressão simples;
- d – número de diferenciações não-sazonais aplicadas para tornar a série temporal estacionária;
- q – ordem máxima dos parâmetros de média móvel simples;
- P – ordem máxima dos parâmetros de auto-regressão sazonal;
- D – número de diferenciações sazonais aplicadas para tornar a série temporal estacionária;
- Q – ordem máxima dos parâmetros de média móvel sazonal.
- s – número de períodos por ciclo sazonal.

A operacionalização do método *Box-Jenkins* (B-J) segue três passos para a modelagem de séries temporais (Identificação, Estimação e Teste, e Aplicação), passos estes apresentados na Figura 4.

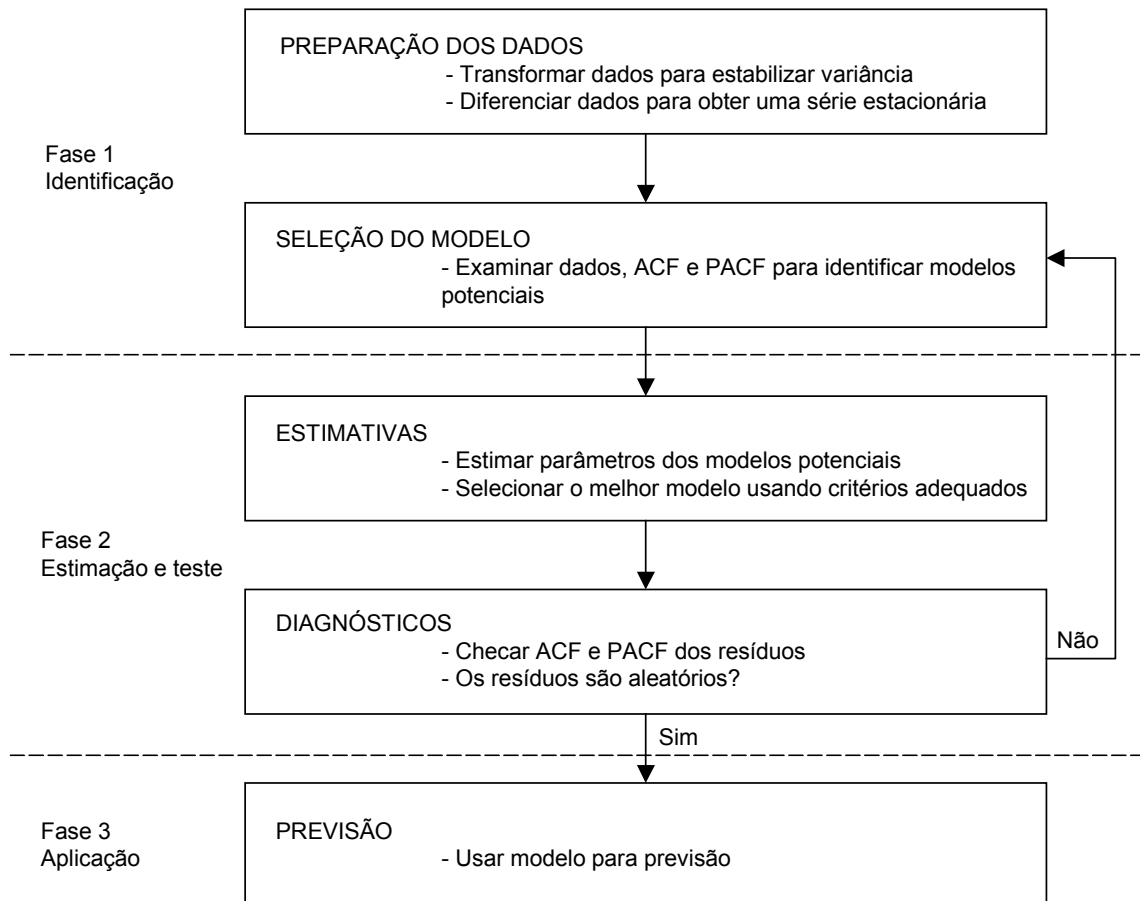


Figura 4: Seqüência de execução do método de Box-Jenkins (Fonte: MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998)

Segundo o método, a série temporal é ajustada a um modelo matemático que apresenta o menor erro em relação a outros possíveis modelos. O tipo de modelo ARIMA deve ser identificado e os parâmetros então estimados (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971). O método necessita de uma grande quantidade de *inputs* subjetivos e de pelo menos 48 observações para desenvolver um modelo matemático (MENTZER; GOMES, 1989).

O método B-J captura as correlações históricas entre os dados e as extrapola para períodos futuros. Se as correlações são fortes, homogêneas e estáveis, o método apresenta melhor acurácia que os métodos de Suavização Exponencial. Nos casos onde os dados são

irregulares ou as correlações mudam com o tempo, o método pode extrapolar correlações inadequadas para períodos futuros (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994).

A aplicação do método depende da série temporal analisada ser estacionária ou não. Uma série é estacionária quando não há tendência e sazonalidade nos dados, os dados flutuam em torno de uma média independentemente do tempo, e a variância permanece constante com o tempo. Para determinar se uma série temporal é estacionária, analisa-se analítica e graficamente os coeficientes de autocorrelação (ACF) e de autocorrelação parcial (PACF) (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994).

O coeficiente de autocorrelação (r_k) representa a correlação da série temporal com ela mesma [equação (15)] (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (15)$$

onde r_k é o coeficiente de correlação da observação Y_t com a observação Y_{t-k} , k é a ordem do coeficiente de correlação, Y_t é a demanda observada no período t e \bar{Y} é a média das observações da série temporal.

Autocorrelações parciais são usadas para mensurar o grau de associação entre Y_t e Y_{t-k} quando os efeitos de observações de outros períodos são removidos. O coeficiente de autocorrelação parcial de ordem k (α_k) pode ser calculado fazendo a regressão da variável Y_t com as observações da mesma variável em períodos passados [equação (16)]. Os coeficientes de autocorrelação parcial (α_k) são as estimativas dos coeficientes b_k da regressão múltipla apresentada na equação (16) (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$Y_t = b_0 + b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + \dots + b_k Y_{t-k} \quad (16)$$

onde b_k são os coeficientes da regressão múltipla e os demais termos como definidos na equação (15).

Para séries temporais estacionárias tanto os coeficientes ACF quanto o PACF tendem a valores próximos de zero; já séries não estacionárias apresentam coeficientes significativamente diferentes de zero para vários períodos de tempo (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994).

A aplicação do método B-J exige a remoção de padrões não estacionários da série analisada (tendências, sazonalidades, etc). A série temporal deve ser transformada para torná-la estacionária em relação a sua média e variância. A estacionariedade na média é obtida através de diferenciação e a estacionariedade na variância através de transformações (logarítmica ou exponencial, por exemplo) (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A técnica de diferenciação gera uma série com $n-1$ valores, onde cada valor da série (Y'_t) é obtido pela equação (17). Se a série gerada ainda apresentar não estacionariedade procede-se uma diferenciação de segunda ordem, a qual gerará uma série (Y''_t) com $n-2$ valores. Séries observadas (situações reais) geralmente necessitam de até duas diferenciações para se tornarem estacionárias (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (17)$$

No caso de séries sazonais é apropriada a utilização de diferenciações sazonais, que comparam uma observação com sua correspondente do ciclo sazonal anterior. Se houver necessidade procede-se uma diferenciação sazonal de segunda ordem para obtenção da estacionariedade da série (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Para descrever a diferenciação, pode-se utilizar um operador de substituição B , definido na equação (18). Uma diferenciação de ordem d é apresentada na equação (19) (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$B^m Y_t = Y_{t-m} \quad (18)$$

$$Y_t^d = (1 - B)^d Y_t \quad (19)$$

onde B é o operador de substituição, m é o horizonte de previsão e d é a ordem de diferenciação.

Uma vez determinada a equação de transformação que homogeneiza a variação dos dados e a diferenciação necessária para fazer com que os dados tornem-se estacionários, identifica-se as ordens apropriadas dos parâmetros de MA simples e sazonal (p e P) e de AR simples e sazonal (q e Q) dos potenciais modelos. Utilizando coeficientes de autocorrelação (ACF) identificam-se as ordens dos parâmetros de AR (p e P) e utilizando a autocorrelação parcial da série estacionária (PACF) identificam-se as ordens dos parâmetros de MA (q e Q) (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994).

Para modelos híbridos (ARMA e ARIMA) os parâmetros das equações são estimados através de um procedimento de otimização não linear que minimize a soma dos quadrados dos erros. O método dos mínimos quadrados geralmente é utilizado em softwares que disponibilizam o método B-J (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Por último verifica-se se os resíduos (demanda atual subtraída dos valores estimados pelo modelo potencial) são aleatórios, o que indica que o modelo é apropriado. Em caso contrário, outro modelo deve ser considerado, seus parâmetros estimados e os resíduos avaliados quanto a sua aleatoriedade. Analisando o ACF e PACF dos resíduos espera-se que para erros aleatórios nenhum coeficiente de autocorrelação ou autocorrelação parcial seja significativo (MAKRIDAKIS; HIBON, 1997; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Definido o modelo, o método captura as correlações históricas entre os dados e as extrapola para períodos futuros, para a obtenção das previsões (MAKRIDAKIS; HIBON, 1997; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). A seguir são apresentados os modelos matemáticos correspondentes aos termos AR e MA, e os modelos ARMA e ARIMA.

Processos Auto-regressivos

O modelo $AR(p)$ é definido pela equação (20), a qual apresenta uma regressão da variável dependente em função de seus valores passados. Esta equação pode ser representada em termos do operador B [equação (21)] ou na sua forma simplificada [equação (22)] (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (20)$$

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) Y_t = \varepsilon_t \quad (21)$$

$$\phi(B) Y_t = \varepsilon_t \quad (22)$$

onde c é o termo constante, ϕ_i é o coeficiente de auto-regressão do período i , ε_t é o erro aleatório no período t e $\phi(B)$ é um polinômio auto-regressivo de ordem p .

Processos de Média Móvel

O modelo de média móvel MA(q) faz a regressão da variável Y_t com os erros passados (e_{t-q}), conforme apresentado na equação (23) ou (24), que representa a forma polinomial da equação (23) (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$Y = c - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} + e_t \quad (23)$$

$$Y_t = \theta(B) e_t \quad (24)$$

onde θ_i é o coeficiente de média móvel do período i e $\theta(B)$ é um polinômio de média móvel de ordem q .

Processos ARMA e ARIMA

Os termos de média móvel são utilizados na prática em conjunto com termos de auto-regressão e diferenciação. Os processos Auto-regressivos e de Média Móvel ARMA(p,q) combinam as características de processos AR(p) e MA(q). O modelo pode ser apresentado como a equação (25) ou na sua forma polinomial, apresentada na equação (26) (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (25)$$

$$\phi(B)Y_t = c + \theta(B)e_t \quad (26)$$

O modelo $AR(p)$ corresponde ao modelo $ARMA(p,0)$ e o modelo $MA(q)$ ao $ARMA(0,q)$. Qualquer série estacionária pode ser modelada como um processo $ARMA(p,q)$ (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Quando a série necessita de diferenciação para ser transformada em estacionária, utiliza-se um modelo $ARIMA(p,d,q)$, o qual é apresentado na equação (27) e representa o modelo geral de B-J não sazonal (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994). Os valores geralmente de p , d e q variam entre 0, 1 e 2 (valores capazes de ajustar os modelos para uma grande variedade de situações práticas de previsão) (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \theta(B)e_t \quad (27)$$

Modelos Sazonais

O modelo $ARIMA(P,D,Q)_s$ é uma versão sazonal da equação (27). Neste modelo o operador B é substituído pelo operador sazonal B^s [equação (28)] (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$\Phi(B^s)(1-B^s)^D Y_t = \Theta(B^s)e_t \quad (28)$$

onde $\Phi(B^s)$ é um polinômio auto-regressivo sazonal de ordem P e $\Theta(B^s)$ é um polinômio de média móvel sazonal de ordem Q .

O modelo geral sazonal $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s$ é representado pela equação (29) (BOX; JENKINS; REINSELL, 1994; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$\phi(B)\Phi(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \theta(B)\Theta(B^s)e_t \quad (29)$$

Na sua forma mais simples este método de previsão envolve somente análise de uma variável, isto é, a extrapolação de uma dada série temporal baseada apenas em seu próprio comportamento histórico. Aplicações mais sofisticadas utilizam modelos que relacionam o padrão de uma série temporal estudada com padrões de outras séries que afetam a série considerada no processo de previsão (ARCHER, 1980).

2.3.2 Análise de Regressão

Os métodos causais são baseados na análise estatística do comportamento histórico de variáveis que são relacionadas à variável de interesse para a previsão (ARCHER, 1980). Estes métodos podem utilizar tanto dados quantitativos quanto qualitativos como dados de entrada do processo preditivo, além de necessitar de *inputs* subjetivos para selecionar variáveis que afetam a variável a ser prevista (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; MENTZER; GOMES, 1989).

Métodos causais procuram estabelecer uma relação entre a demanda (variável dependente) e variáveis internas ou externas à organização (variáveis independentes) que afetam a demanda, como, por exemplo, investimento em propaganda, qualidade do produto/serviço, preço, serviços oferecidos ao cliente, entre outros. Variáveis independentes e a série histórica de demanda são analisadas para determinar a intensidade e tipo de relacionamento entre as variáveis. Se uma relação causal intensa é encontrada, as variáveis independentes podem ser usadas para prever demandas futuras (MENTZER; GOMES, 1989).

Variáveis corporativas e econômicas podem ser usadas no processo de previsão através de um método causal como a Análise de Regressão, o qual oferece uma perspectiva ampla do ambiente em que está inserida a variável a ser prevista. A Análise de Regressão é um dos métodos de previsão mais precisos, mas requer uma grande quantidade de dados. Por exemplo, um modelo de regressão que utiliza três variáveis causais deve ter no mínimo 20 períodos de dados históricos para ser efetivo (MENTZER; GOMES, 1989).

Nas situações onde há uma variável Y para ser prevista, diversas variáveis explanatórias (X_1, X_2, \dots, X_k), e o objetivo é encontrar uma função que relacione Y com as demais variáveis, utiliza-se a Regressão Múltipla. Um caso especial da Regressão Múltipla é a

Regressão Simples, a qual se refere a qualquer regressão de uma variável Y (variável dependente ou a ser prevista) sobre uma variável X (variável independente ou explanatória). O modelo considera uma relação linear entre Y e X dada pela equação (30) (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + e_i \quad (30)$$

onde α é o coeficiente linear (ponto que intercepta o eixo y), β é o coeficiente angular (declividade da reta) e e_i é o erro aleatório no período i (desvio da observação em relação ao modelo linear).

O método da Regressão Múltipla formula uma hipótese que relaciona uma variável dependente com diferentes variáveis independentes (ARCHER, 1980). Definida a hipótese do método, o próximo passo é obter dados para cada variável independente, preferivelmente uma série temporal para cada variável. Para o desenvolvimento do modelo de regressão será necessário relacionar uma lista de variáveis que influenciam Y . A lista inicial de variáveis independentes é baseada (i) na experiência de especialistas, (ii) na disponibilidade dos dados e (iii) em restrições de tempo e custo. Esta lista deve ser filtrada usando procedimentos formais como regressões de subconjuntos de variáveis, análise de componentes principais de todas as variáveis (incluindo Y) para decidir quais são as variáveis importantes, entre outros. Frequentemente uma combinação de procedimentos é utilizada para obter a lista final de variáveis explanatórias (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Se a influência das variáveis independentes listadas sobre a demanda for confirmada, elas poderão ser usadas para prever valores futuros da demanda ou serem excluídas, se contribuem pouco na previsão de demanda (MENTZER; GOMES, 1989).

A forma funcional do modelo de regressão é gradualmente desenvolvida em conjunto com o desenvolvimento da lista de variáveis e finalmente os parâmetros do modelo são estimados usando dados coletados para este propósito (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). A forma mais simples do modelo de Regressão Múltipla é a forma linear [equação (31)], onde e_i é a estimativa do erro no período i . (ARCHER, 1980).

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1,i} + \beta_2 X_{2,i} + \dots + \beta_k X_{k,i} + e_i \quad (31)$$

Os valores dos coeficientes (β_k) da equação de regressão podem ser estimados aplicando o método dos mínimos quadrados ordinários, que busca encontrar os coeficientes que minimizem a soma dos quadrados dos erros. Outros métodos podem ser utilizados para estimar os coeficientes de regressão, como, por exemplo, máxima verossimilhança, mínimos quadrados ponderados, mínimos quadrados parciais e mínimos quadrados generalizados (WERNER, 2004). Pacotes computacionais são normalmente usados para obter os coeficientes no modelo de Regressão Múltipla (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Depois de estimar os coeficientes do modelo de regressão para determinar os valores de Y , testa-se a significância do modelo de regressão através do Teste F . Maiores detalhes são apresentados em Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998).

A utilização do método de Análise de Regressão Múltipla para prever demanda futura assume que os valores dos parâmetros do modelo matemático de análise de regressão permanecem constantes com o tempo, consideração que é mais apropriada para previsões de curto e médio prazo (ARCHER, 1980).

Para obter uma previsão com o modelo de Regressão Múltipla um conjunto de valores futuros das variáveis explanatórias deve ser determinado ($\hat{X}_{k,i}$). Estes valores são utilizados na equação de regressão e um valor \hat{Y}_0 é obtido [equação (32)]. A equação (32) é baseada na consideração que as variáveis explanatórias são medidas sem erros. Quando previsões de Y são feitas, elas dependem dos valores futuros de variáveis explanatórias, ($\hat{X}_1, \hat{X}_2, \dots, \hat{X}_k$), sendo importante obter previsões precisas destas variáveis (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$\hat{Y}_0 = b_0 + b_1\hat{X}_{1,i} + b_2\hat{X}_{2,i} + \dots + b_k\hat{X}_{k,i} \quad (32)$$

onde b_k é a estimativa do coeficiente de regressão.

Em várias situações, pode não parecer razoável considerar que as variáveis independentes estejam relacionadas linearmente com a variável dependente. Uma forma mais comum do modelo de Regressão Múltipla é a multiplicativa [equação (33)]. Em alguns casos

é possível apresentar a relação entre variáveis em uma forma linear logarítmica (ARCHER, 1980).

$$Y_i = b_0 X_1^{b_1} X_2^{b_2} \dots X_k^{b_k} e_i \quad (33)$$

Quanto maior o número de previsões necessárias no processo preditivo, menos controlável torna-se o método de Análise de Regressão. A demanda por grandes quantidades de resultados faz com que o método fique lento na resposta a mudanças de padrão de demanda ou mudanças nas relações entre as variáveis (MENTZER; GOMES, 1989).

Entendendo as vantagens e desvantagens do método de Análise de Regressão pode-se direcionar melhor sua aplicação a situações em que o método é mais útil: (i) previsões em nível corporativo; (ii) previsões de médio e longo prazo; e (iii) para situações nas quais grandes quantidades de informações sobre variáveis causais estão disponíveis (MENTZER; GOMES, 1989; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

2.4 MEDIDAS DE ACURÁCIA

Medidas de acurácia são utilizadas para identificar a precisão de um método de previsão ou como critério de seleção de métodos de previsão. As medidas de acurácia ajudam na flexibilidade do sistema produtivo em gerar evidências para o sistema de previsão responder rapidamente a mudanças de padrões de demanda e de mercado (KAHN, 1998).

As diferentes medidas de acurácia apresentadas na literatura de previsão de demanda geralmente estão sob a forma de percentuais de erro absoluto ou erros quadrados (THOMAS, 1996). Os erros dos métodos são obtidos analisando medidas de tendência central (medianas, médias aritméticas e médias geométricas) (ARMSTRONG; COLLOPY, 1992). Algumas das medidas de acurácia mais utilizadas nos processos preditivos são apresentadas na Tabela 1, onde Y_i é o valor de demanda atual no período i , \hat{Y}_i é a previsão de demanda no período i , A é o método de previsão A , B é o método de previsão B (geralmente o método de *Naive*, onde a previsão do período i é igual ao valor de demanda do período $i-1$) e n é o número de períodos considerados para o cálculo da medida de acurácia.

Tabela 1: Medidas de acurácia (Fonte: RINGUEST; TANG, 1987; ARMSTRONG; COLLOPY, 1992; ELSAYED; BOUCHER, 1994; SANDERS; RITZMAN, 1995; POLLOCK *et al.*, 1999; RASMUSSEN, 2004; SYNTETOS; BOYLAN, 2005)

SIGLA	SIGNIFICADO	EQUAÇÃO	SIGLA	SIGNIFICADO	EQUAÇÃO
ME	<i>Mean error</i> Erro médio	$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - \hat{Y}_i$	MSE	<i>Mean squared error</i> Erro quadrático médio	$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$
MAE	<i>Mean absolute error</i> Erro absoluto médio	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - \hat{Y}_i $	RMSE	<i>Root mean squared error</i> Raiz do erro quadrático médio	$RMSE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$
MPE	Mean percentual error Erro percentual médio	$MPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(Y_i - \hat{Y}_i) / Y_i]$	GRMSE	<i>Geometric root mean squared error</i> Raiz da média geométrica do erro quadrático	$GRMSE = \left(\prod_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \right)^{\frac{1}{2n}}$
APE	<i>Absolute percentual error</i> Erro percentual absoluto	$APE = \left \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right $	RGRMSE	<i>Relative geometric root mean squared error</i> Raiz da média geométrica relativa do erro quadrático	$RGRMSE = \frac{\left(\prod_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_{i,A})^2 \right)^{\frac{1}{2n}}}{\left(\prod_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_{i,B})^2 \right)^{\frac{1}{2n}}}$
MAPE	<i>Mean absolute percentual error</i> Média dos erros percentuais absolutos	$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right $	RAE	<i>Relative absolute error</i> Erro absoluto relativo	$RAE = \left \frac{Y_i - \hat{Y}_{i,A}}{Y_i - \hat{Y}_{i,B}} \right $
MdAPE	<i>Median absolute percentual error</i> Mediana dos erros percentuais absolutos	-----	MRAE	<i>Mean relative absolute error</i> Média do erro absoluto relativo	$MRAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{Y_i - \hat{Y}_{i,A}}{Y_i - \hat{Y}_{i,B}} \right $
MdRAE	<i>Median relative absolute error</i> Mediana dos erros relativos absolutos	-----	GMRAE	<i>Geometric mean relative absolute error</i> Média geométrica dos erros absolutos relativos	$GMRAE = \left(\prod_{i=1}^n \left \frac{Y_i - \hat{Y}_{i,A}}{Y_i - \hat{Y}_{i,B}} \right \right)^{\frac{1}{2n}}$

A escolha de uma medida de erro varia de acordo com a situação de uso (seleção de métodos ou calibração de um dado modelo) e do número de séries temporais analisadas. A utilização de diferentes medidas de acurácia é uma alternativa para compensar os defeitos das diferentes medidas (ARMSTRONG; COLLOPY, 1992). Elsayed e Boucher (1994) sugerem o uso do MAE para cálculos de acurácia. Carbone e Armstrong (1982) sugerem que o MSE é a medida de acurácia de previsão preferida nos estudos empíricos, mas esta medida não é recomendada para comparações entre diferentes séries, pois depende da escala dos dados.

O MAPE é a medida mais utilizada nos estudos empíricos com comparação de métodos, pois é menos afetada por valores extremos do que as medidas quadradas, utiliza percentuais do erro e não depende da unidade dos dados (controle de escala) (BOPP, 1985; LAWRENCE; EDMUNDSON; O'CONNOR, 1986; RINGUEST; TANG, 1987; ARMSTRONG; COLLOPY, 1992; KAHN, 1998).

O RMSE tem sido amplamente usado para comparações de métodos (CARBONE; ARMSTRONG, 1982; BOPP, 1985). Armstrong e Collopy (1992) sugerem o MdRAE quando analisa-se poucas séries temporais, o MdAPE quando muitas séries são analisadas e desaconselham o uso de RMSE para a comparação de séries (dependente da escala). A utilização do MdRAE é limitada por problemas de interpretação da medida pelos tomadores de decisão.

O nível de acurácia requerido no resultado da previsão é talvez o mais importante pré-requisito para avaliação de métodos de previsão, pois o custo de melhorar a acurácia de uma previsão pode exceder os benefícios gerados pelo método. No caso do gerenciamento da produção, estes benefícios podem ser traduzidos em melhorias nos serviços a clientes e uso mais efetivo dos recursos (MENTZER; GOMES, 1989).

2.5 INTEGRAÇÃO DE MÉTODOS QUALITATIVOS E QUANTITATIVOS

A acurácia e os erros inerentes às previsões individuais são afetados por (ASHTON; ASHTON, 1985; BLATTBERG; HOCH, 1990; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998): *(i)* erros na mensuração de dados; *(ii)* erros aleatórios da previsão; *(iii)* padrões de demanda irregulares; e *(iv)* escolha de modelos que minimizam erros de ajuste à série histórica, mas geram grandes erros em períodos futuros.

A resolução de problemas de previsão, como, por exemplo, a irregularidade do padrão de demanda de uma série temporal, é facilitada pela utilização de diferentes métodos e obtenção de diferentes resultados de previsão (JICK, 1979), agregando ao processo preditivo diferentes estimativas de uma mesma variável (ASHTON; ASHTON, 1985).

Se dois métodos diferentes de previsão de demanda são utilizados e geram previsões similares, o tomador de decisão estará tranquilo com relação ao valor previsto a ser utilizado. Se, entretanto, dois resultados muito diferentes são obtidos, pode-se (i) rejeitar as estimativas e fazer novas previsões, (ii) aceitar as duas estimativas como limites inferior e superior de um intervalo de previsão, (iii) selecionar somente uma das estimativas, ou (iv) tentar integrar os métodos para chegar a uma previsão única (THOMAS, 1987).

A integração de métodos de previsão é freqüentemente utilizada no intuito de melhorar a acurácia da previsão (CHEN; KUNG, 1984; BOPP, 1985). A integração de métodos baseia-se em duas decisões (MACKAY; METCALFE, 2002): (i) a escolha dos métodos de previsão que serão integrados (métodos quantitativos, qualitativos ou ambos); e (ii) a seleção do método de integração (integração subjetiva ou matemática).

Diversos estudos apresentam evidências de que a integração, de métodos qualitativos e quantitativos em especial, é a melhor abordagem para a obtenção de previsões mais acuradas (RINGUEST; TANG, 1987; CLEMEN, 1989; BLATTBERG; HOCH, 1990; COLLOPY; ARMSTRONG, 1992b) pela incorporação do conhecimento contextual nos processos matemáticos de previsão (WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996). O sucesso no desenvolvimento de sistemas de suporte a tomada de decisões nas organizações tem produzido ambientes nos quais modelos matemáticos e inferências subjetivas podem ser facilmente integrados (WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996).

Análises subjetivas devem ser integradas ao processo preditivo quando é importante evitar grandes erros nas previsões e em situações dinâmicas, onde os métodos quantitativos não conseguem agregar aos modelos matemáticos mudanças internas e externas ao ambiente organizacional. Ou seja, para situações novas, para sistemas com dados heterogêneos, para previsões de longo prazo e para situações em que há dúvida sobre qual método é mais preciso (GOODWIN, 2000a; ARMSTRONG, 2001b). Por exemplo, para situações em que as séries temporais têm descontinuidades causadas por eventos especiais, a utilização de métodos estatísticos trata as descontinuidades da série como ruído. A previsão subjetiva pode reconhecer estes eventos na série histórica e antecipar novos eventos futuros (REINMUTH;

GUERTS *apud* BUNN; WRIGHT, 1991; GOODWIN, 2000a). A utilização de métodos puramente quantitativos demandaria um processo de remoção do efeito do evento especial, o que torna o processo preditivo de alto custo se muitas previsões são necessárias no curto prazo (GOODWIN, 2002).

As previsões obtidas por métodos qualitativos podem ser baseadas em conhecimento contextual (experiência do especialista na indústria; familiaridade com os produtos/serviços a serem previstos; conhecimento do mercado) e/ou conhecimento técnico (conhecimento de métodos de previsão e análise de dados) (WEBBY; O'CONNOR, 1996). Previsões mais acuradas são obtidas pela integração de métodos quantitativos com previsões qualitativas baseadas em conhecimento contextual do que as baseadas em conhecimento técnico (SANDERS; RITZMAN, 1995).

O benefício obtido com a previsão qualitativa baseada no conhecimento contextual depende da variabilidade inerente na série temporal analisada, pois quanto maior a variabilidade devido a eventos especiais maior a necessidade de inferências subjetivas no processo preditivo, e quanto menor a variabilidade menor ênfase é dada na inferência subjetiva baseada no conhecimento contextual. Para séries com padrão de demanda estável, por exemplo, a melhor escolha seria a integração de previsões estatísticas, pois a agregação da previsão qualitativa não resultaria em uma contribuição significativa na acurácia da previsão (SANDERS; RITZMAN, 1995). Segundo Bunn e Wright (1991), deve-se integrar métodos baseados em diferentes considerações e dados, e evitar métodos com correlação positiva entre os erros de previsão.

A vantagem da integração de métodos quantitativos com qualitativos é a incorporação do domínio de conhecimento (conhecimento sobre a natureza e comportamento das variáveis de interesse) no processo preditivo. O domínio de conhecimento é resultado da interpretação da informação contextual pelo especialista em previsão com um entendimento dos efeitos típicos dos fatores contextuais no domínio de previsão. A qualidade do domínio de conhecimento depende da habilidade do especialista em captar o significado apropriado da informação contextual. Especialistas com domínio de conhecimento entendem quais informações são importantes para o processo preditivo. A informação contextual pode ser obtida de séries temporais, de fontes de informações públicas e/ou de fontes internas da organização (WEBBY; O'CONNOR, 2001).

A utilização de métodos estruturados de integração minimiza a ocorrência de resultados tendenciosos e facilita a agregação de muita informação contextual à previsão de demanda (WEBBY; O'CONNOR; EDMUNDSON, 2004). A integração dos métodos de previsão pode se dar de quatro maneiras não mutuamente exclusivas, ou seja, podendo haver integração entre elas (WEBBY; O'CONNOR, 1996): (i) Ajuste subjetivo; (ii) Decomposição de séries temporais; (iii) Combinação de previsões; e (iv) Desenvolvimento de um modelo de previsão. A escolha do melhor método de integração dependerá das condições específicas aplicadas a uma determinada situação (GOODWIN, 2002).

2.5.1 Ajuste Subjetivo

Sob certas condições um ajuste subjetivo estruturado pode conduzir a previsões mais acuradas do que as previsões obtidas somente com métodos quantitativos. O ajuste agrega informação contextual na previsão, informação que o modelo matemático geralmente não considera ou que a série temporal não inclui (WEBBY; O'CONNOR, 1996).

O ajuste subjetivo analisa a estimativa quantitativa ajustando-a através da análise de fatores contextuais (passados e futuros) para produzir a previsão final (Figura 5).

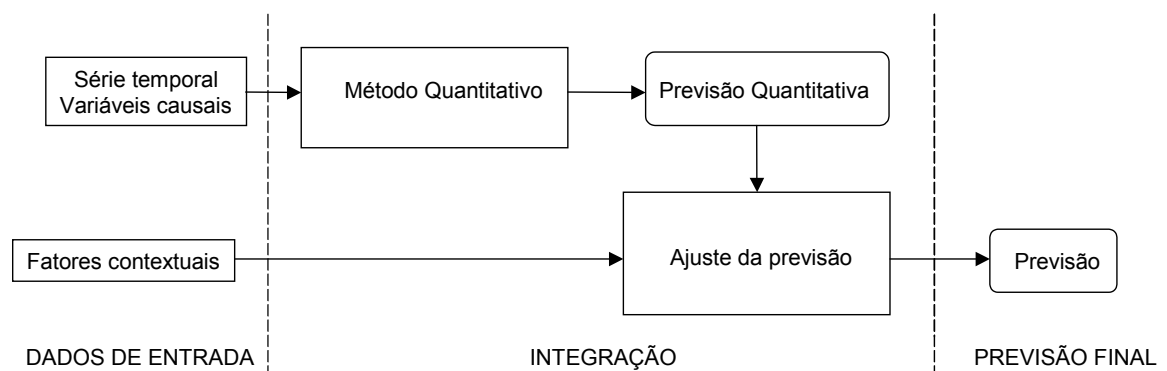


Figura 5: Ajuste subjetivo de previsões (Fonte: WEBBY; O'CONNOR, 1996)

Esta alternativa de integração é geralmente a mais fácil de implementar e a que apresenta o melhor custo/benefício. Entretanto, o ajuste subjetivo pode introduzir informações tendenciosas na previsão se o especialista não traduzir corretamente os fatores contextuais para o processo preditivo (WEBBY; O'CONNOR, 1996).

A eficiência do ajuste depende da acurácia da previsão quantitativa. Se as previsões quantitativas não são precisas, não se pode associar informação contextual à previsão e utiliza-se conhecimento técnico para o ajuste da previsão (WEBBY; O'CONNOR, 1996). Um método estruturado de ajuste diminui a limitação do especialista em considerar uma grande quantidade de informação (SANDERS; RITZMAN, 2001). O ajuste pode ocorrer, por exemplo, através de um método como o Processo Hierárquico Analítico, AHP (*Analytic Hierarchy Process*) (FLORES; OLSON, 1992), ou através de um método mais simples como o proposto por Lim e O'Connor (1996), onde o especialista faz uma previsão puramente subjetiva e depois analisa a previsão quantitativa para revisar a estimativa inicial.

Descrever as razões para os ajustes de previsões quantitativas e registrar a acurácia das previsões ajustadas melhoram a precisão das previsões, pois forçam uma sistemática de exploração de fatores pertinentes que influenciam as previsões (GOODWIN, 2000a; SANDERS; RITZMAN, 2001). A acurácia é maior quando o ajuste qualitativo agrega informação que o método quantitativo não captura, como futuras irregularidades na demanda e mudanças de padrões na demanda futura (SANDERS; RITZMAN, 2001).

Deve-se usar ajuste subjetivo de previsões estatísticas (WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996; SANDERS; RITZMAN, 2001): (i) quando existe um grande conhecimento sobre as variáveis a serem preditas e sobre mudanças que afetarão estas variáveis; (ii) em situações com alto grau de incerteza; e (iii) quando informações contextuais invalidam a suposição de constância dos padrões de demanda passados.

2.5.2 Decomposição de séries temporais

Alguns métodos de previsão baseiam-se na premissa de que quando existe um padrão na série temporal analisada, este padrão pode ser decomposto em seus componentes para ajudar no entendimento do comportamento da série. Os componentes do padrão de demanda podem ser utilizados para projetar valores futuros usados como previsões (WEBBY; O'CONNOR, 1996).

A decomposição de séries temporais em seus componentes é indicada para situações em que (i) as séries temporais são afetadas por fatores causais que tem efeitos conflitantes sobre o comportamento da série, (ii) a incerteza é grande, (iii) o domínio de conhecimento pode ser utilizado na decomposição das séries e (iv) pode-se obter previsões mais acuradas

para os componentes do que para a série temporal (ARMSTRONG, 2001d; MacGREGOR, 2001; ARMSTRONG; COLLOPY; YOKUM, 2005).

Os fatores causais podem ser classificados em (ARMSTRONG; COLLOPY; YOKUM, 2005): (i) fatores que favorecem o crescimento da demanda; (ii) fatores que favorecem o decaimento da demanda; (iii) fatores que reforçam a tendência histórica de demanda; (iv) fatores que influenciam a tendência da série para uma direção oposta a tendência histórica; (v) fatores que fazem a série mover-se em torno de um valor médio; e (vi) fatores causais desconhecidos.

Os métodos de decomposição identificam dois componentes que caracterizam as séries temporais: a tendência-ciclo e o fator sazonal. A tendência-ciclo representa mudanças de longo prazo no nível da série. Algumas vezes a tendência-ciclo é separada em um componente de tendência e outro de ciclo, mas a maioria dos procedimentos de decomposição utiliza o componente de tendência-ciclo (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; BALLOU, 2001).

Este método de integração concentra-se na previsão de um elemento de cada vez, no intuito de reduzir a complexidade do processo preditivo (GOODWIN; WRIGHT, 1994). Através da decomposição, tenta-se remover os efeitos dos fatores contextuais passados da série temporal e gerar a previsão quantitativa ajustando esta com fatores contextuais futuros. O método oferece um processo estruturado para a adição da informação contextual (WEBBY; O'CONNOR, 1996).

A decomposição é um processo em três etapas, sendo que métodos quantitativos e qualitativos podem operar em qualquer das etapas. Inicialmente, identifica-se os componentes da série histórica pela decomposição. Previsões são então obtidas a partir das séries decompostas e o especialista pode fazer ajustes dos componentes. Para finalizar o método combinam-se os componentes ajustados para gerar previsões finais (Figura 6) (BUNN; WRIGHT, 1991; GOODWIN; WRIGHT, 1994; WEBBY; O'CONNOR, 1996).

Os métodos de decomposição assumem a presença de um padrão e de um elemento de erro ou aleatoriedade na série temporal (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Há vários modelos matemáticos de decomposição de séries temporais, todos buscando um isolamento mais acurado de cada componente da série. A representação matemática dos modelos depende do método de decomposição usado: aditivo ou multiplicativo (ARMSTRONG; COLLOPY; YOKUM, 2005).

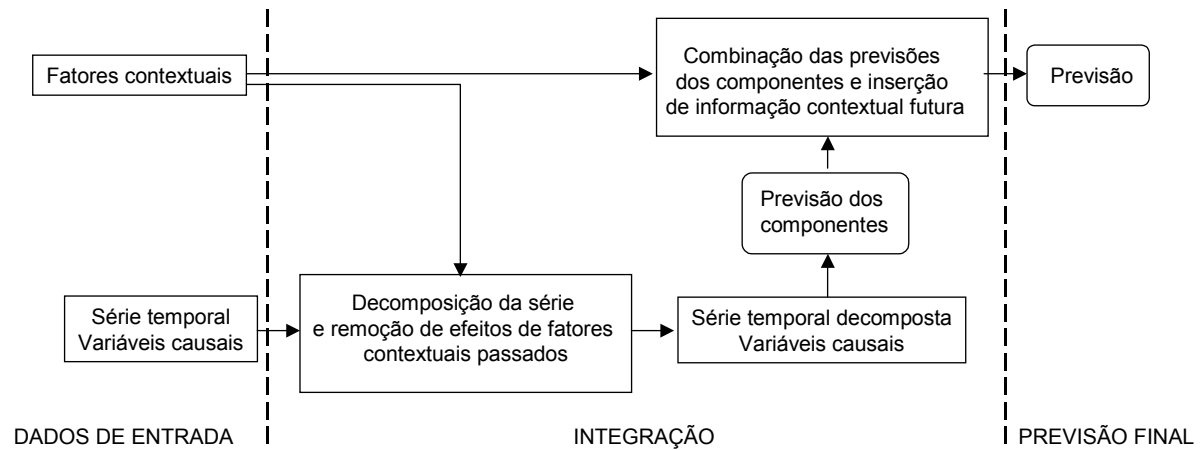


Figura 6: Decomposição de séries temporais (Fonte: WEBBY; O'CONNOR, 1996)

A forma mais comum é a aditiva, onde os componentes sazonais, tendência-ciclo e irregular são simplesmente adicionados [equação (34)] (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$Y_t = S_t + T_t + E_t \quad (34)$$

onde Y_t é o valor pontual da série temporal no período t , S_t é o componente sazonal no período t , T_t é o componente tendência-ciclo no período t e E_t é o componente irregular (erro) no período t .

O modelo aditivo é apropriado se a magnitude das flutuações sazonais não varia com o nível das séries. O primeiro passo para utilizar um modelo aditivo é obter o componente tendência-ciclo usando média móvel. O passo seguinte é determinar os componentes sazonais. Assumindo que o componente sazonal é constante de ano para ano, calcula-se um valor para cada período do ciclo sazonal. Por exemplo, para ciclo sazonal anual, faz-se uma média dos valores de determinado mês nos anos apresentados na série temporal. Por último obtém-se o termo irregular subtraindo a estimativa de sazonalidade e tendência-ciclo dos dados originais da série (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Se as flutuações sazonais aumentam e/ou diminuem proporcionalmente à variação do nível das séries, é usado o modelo multiplicativo, apresentado na equação (35) (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

$$Y_t = S_t \times T_t \times E_t \quad (35)$$

Os passos para utilizar o modelo multiplicativo são similares aos do modelo aditivo. O primeiro passo é obter o componente tendência-ciclo usando média móvel como no modelo aditivo. O passo seguinte é determinar os componentes sazonais, da mesma maneira que no modelo aditivo. Por último obtém-se o termo irregular dividindo os dados originais da série pelas estimativas de sazonalidade e tendência-ciclo (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Para os casos onde o componente sazonal não é estável e muda com o tempo, uma média móvel é usada para determiná-lo, permitindo assim mudanças sazonais no tempo. Transformações nos modelos também podem ser utilizadas, como, por exemplo, a transformação de um modelo multiplicativo em um aditivo. Maiores detalhes deste método de integração e de um modelo de decomposição pseudo-aditivo podem ser obtidos em Makridakis, Wheelwright e Hyndman (1998).

Do ponto de vista estatístico há falhas nos modelos de decomposição; apesar disto, estes métodos têm sido usados com considerável sucesso. A decomposição é uma ferramenta útil para ser aplicada em um passo anterior à seleção e aplicação de um método de previsão, para entendimento das séries temporais (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). O método de decomposição sugere possíveis causas de variação e ajuda a identificar a estrutura das séries temporais, conduzindo a um melhor entendimento de problemas e facilitando a obtenção de previsões mais acuradas. Na utilização do método de decomposição como método de previsão corre-se o risco de inflar o erro da previsão integrada, devido a erros das previsões dos componentes (ARMSTRONG; COLLOPY; YOKUM, 2005).

2.5.3 Combinação de Previsões

A motivação para a combinação de previsões é o aumento da acurácia das previsões pela agregação de informações independentes ao processo preditivo, as quais suavizam os erros inerentes a cada previsão individual (ASHTON; ASHTON, 1985; FLORES; WHITE, 1988; WINKLER, 1989). Muitas pesquisas apresentam melhorias na acurácia das previsões e

diminuição da variabilidade da acurácia com a utilização de combinação de previsões no lugar de previsões individuais (MAKRIDAKIS; WINKLER, 1983; LAWRENCE; EDMUNDSON; O'CONNOR, 1986; GEORGOFF; MURDICK, 1986; CLEMEN, 1989; BLATTBERG; HOCH, 1990; HIBON; EVGENIOU, 2005).

No processo de combinação pode-se utilizar diferentes dados históricos, diferentes técnicas de coleta e interpretação de dados e/ou métodos diferentes (JICK, 1979; ARMSTRONG, 2001b). Quanto mais os dados e os métodos diferirem e não houver uma alta correlação entre as previsões, maior a melhoria esperada na precisão da combinação das previsões individuais (SANDERS, 1997b; ARMSTRONG, 2001b). A utilização de combinações também minimiza o risco da previsão em relação à seleção de um método de previsão individual. Quando há dificuldade em selecionar o melhor método de previsão para determinada situação, selecionar uma combinação de previsões gera uma previsão, em média, com melhor acurácia que a de um método individual (BATES; GRANGER, 1969; GEORGOFF; MURDICK, 1986; HIBON; EVGENIOU, 2005). Entretanto, este método pode resultar em perda de precisão quando a variável a ser prevista é instável (WEBBY; O'CONNOR, 1996).

A combinação de previsões depende de três fatores: *(i)* o método de combinação; *(ii)* a natureza das previsões constituintes; e *(iii)* o número de previsões combinadas (GOODWIN; WRIGHT, 1994). A Figura 7 apresenta um esquema de combinação de métodos quantitativos e qualitativos.

Combinação de previsões oriundas de diferentes técnicas podem ser obtidas de duas maneiras: *(i)* subjetivamente por um especialista ou grupo de especialistas; e *(ii)* por métodos quantitativos, que utilizam algum tipo de modelo estatístico (THOMAS, 1987; WINKLER, 1989; GOODWIN; WRIGHT, 1993; SANDERS; 1997b).

A robustez da estratégia de combinação tem encorajado muitos pesquisadores a considerar previsões combinadas subjetivamente (WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996). A combinação qualitativa se caracteriza pelo controle do especialista ou de um grupo de especialistas sobre a previsão final, ou seja, sobre a determinação dos pesos das previsões quantitativas e qualitativas durante o processo de combinação das previsões individuais, podendo ser tendencioso e dando menor ênfase a previsões quantitativas ou ignorando-as (GOODWIN; WRIGHT, 1994; GOODWIN, 2000a; GOODWIN, 2000b).

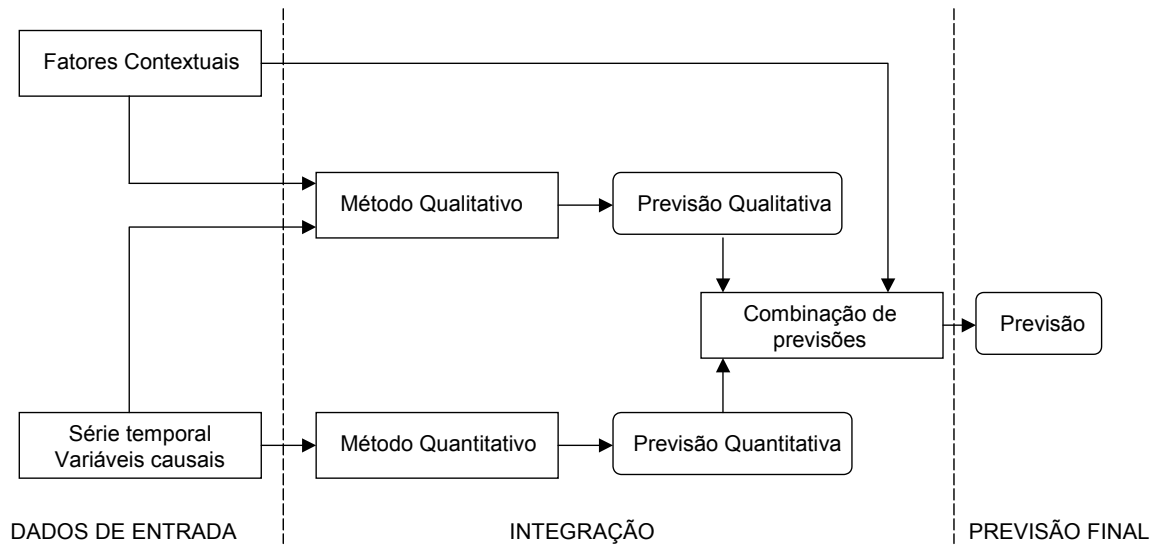


Figura 7: Combinação de métodos quantitativos e qualitativos (Fonte: WEBBY; O'CONNOR, 1996)

A combinação quantitativa é caracterizada pela previsão final obtida por uma previsão independente através de método estatístico combinado com uma previsão obtida por um método qualitativo. Estudos de Lawrence, Edmundson e O'Connor (1986) indicam que a combinação quantitativa obtém resultados mais precisos que a combinação subjetiva.

O modelo mais simples de combinação quantitativa é a média aritmética de estimativas produzidas por cada método (ASHTON; ASHTON, 1985; HIBON; EVGENIOU, 2005). O cálculo de médias assegura que a previsão combinada vai ser sempre melhor que a pior previsão (THOMAS, 1996). Quando uma previsão é muito mais precisa que a outra, a combinação vai gerar uma previsão com acurácia inferior à da melhor previsão (WEBBY; O'CONNOR, 1996). A média aritmética é um ponto de partida para a combinação de previsões e é particularmente apropriada quando as séries históricas têm alta incerteza e instabilidade (FLORES; WHITE, 1988; WINKLER, 1989; ARMSTRONG; COLLOPY *apud* GOODWIN, 2000b; ARMSTRONG, 2001e).

Estudos de Makridakis e Winkler (1983) e Ringuest e Tang (1987) recomendam a combinação de previsões através de média aritmética, exceto nos casos onde há forte evidência indicando que um método de previsão em particular é melhor que outros para uma dada situação. Estes estudos indicam que médias aritméticas obtêm previsões mais precisas do que médias ponderadas.

A média aritmética oferece o benefício da simplicidade operacional, mas não incorpora a acurácia relativa de cada previsão individual, a qual pode ser incorporada na previsão combinada através de média ponderada (ASHTON; ASHTON, 1985). Os ganhos de acurácia obtidos com a utilização de médias ponderadas em comparação com médias aritméticas são muito pequenos segundo estudos de Ashton e Ashton (1985), indicando a média aritmética como uma solução adequada para combinação de previsões.

Na determinação de pesos diferentes para as previsões individuais deve-se minimizar os erros da previsão combinada (DEUTSH; GRANGER; TERÄSVIRTA, 1994). A otimização matemática dos pesos para médias ponderadas requer previsões individuais não tendenciosas, padrão estacionário dos erros das previsões e dados históricos suficientes para estimar pesos ótimos confiáveis, o que não ocorre geralmente nas situações reais (BATES; GRANGER, 1969; FLORES; WHITE, 1988; GOODWIN, 2002).

Há várias abordagens alternativas. Uma delas define os pesos das previsões em função da comparação dos erros das previsões individuais em um determinado intervalo de tempo (BUNN *apud* MILLER; CLEMEN; WINKLER, 1992). O valor de k_i na equação (36) corresponde ao percentual de períodos de um intervalo analisado em que a previsão do método i apresenta o menor erro de previsão.

$$f_c = \sum_{i=1}^n k_i f_i \quad (36)$$

Na definição do número de previsões a serem agregadas deve-se sempre considerar o *trade-off* entre o aumento da acurácia e os custos associados à obtenção das previsões individuais (ASHTON; ASHTON, 1985). Os ganhos com o aumento do número de previsões na combinação diminui na medida em que a correlação entre as previsões individuais aumenta e pouca informação nova é adicionada a previsão combinada (GOODWIN; WRIGHT, 1994). Armstrong (2001f) sugere uma combinação de pelo menos cinco métodos, sendo que a taxa de melhoria de acurácia diminui com a adição de mais métodos na combinação. Flores e White (1988) sugerem a combinação de duas a quatro previsões para a obtenção de maiores ganhos no processo de previsão.

2.5.4 Desenvolvimento de Modelos de Previsão

O desenvolvimento de muitos modelos de previsão de demanda exige a incorporação de informações subjetivas na seleção de variáveis, na estimativa de parâmetros, na análise de dados e na seleção de modelos de previsão (BUNN; WRIGHT, 1991; GOODWIN, 2002). De preferência deve-se incorporar as inferências subjetivas como entradas do modelo de previsão ao invés de ajustar o resultado final do processo preditivo (GEORGOFF; MURDICK, 1986). A Figura 8 apresenta um fluxograma de desenvolvimento de um modelo de previsão que integra métodos quantitativos e qualitativos.

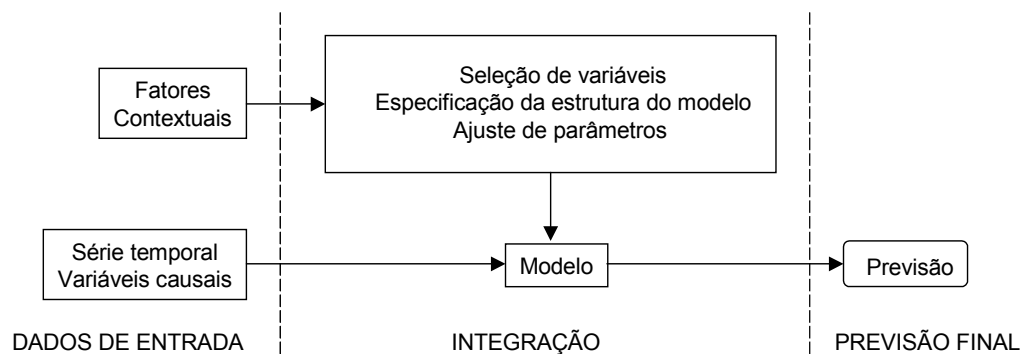


Figura 8: Desenvolvimento de um modelo de previsão que integra métodos quantitativos e qualitativos (Fonte: WEBBY; O'CONNOR, 1996)

Muitos métodos automatizam a seleção de modelos e a estimativa de parâmetros, como, por exemplo, Modelos Econométricos ou o *Bootstrapping* Subjetivo, mas a seleção de variáveis é um processo puramente subjetivo (WEBBY; O'CONNOR, 1996).

Um modelo estatístico pode ser desenvolvido, utilizando, respectivamente, séries temporais ajustadas ou variáveis causais para obter a previsão. A informação contextual pode ser incorporada ao modelo de duas maneiras: (i) quantificando a informação subjetiva em um modelo matemático; e/ou (ii) identificando os eventos especiais e agregando a informação no processo de desenvolvimento do modelo e nas estimativas dos parâmetros do modelo (WEBBY; O'CONNOR, 1996).

Armstrong e Brodie (1999) relacionaram diferentes métodos de previsão, indicando o nível de integração entre métodos quantitativos e qualitativos (Figura 9). Os métodos de Analogia, Análise Conjunta, *Bootstrapping* Subjetivo, Previsão baseada em regras, Modelos

Econométricos e Sistemas Especialistas utilizam modelos de previsão desenvolvidos a partir da integração de análises estatísticas e análises subjetivas (ARMSTRONG; BRODIE, 1999).

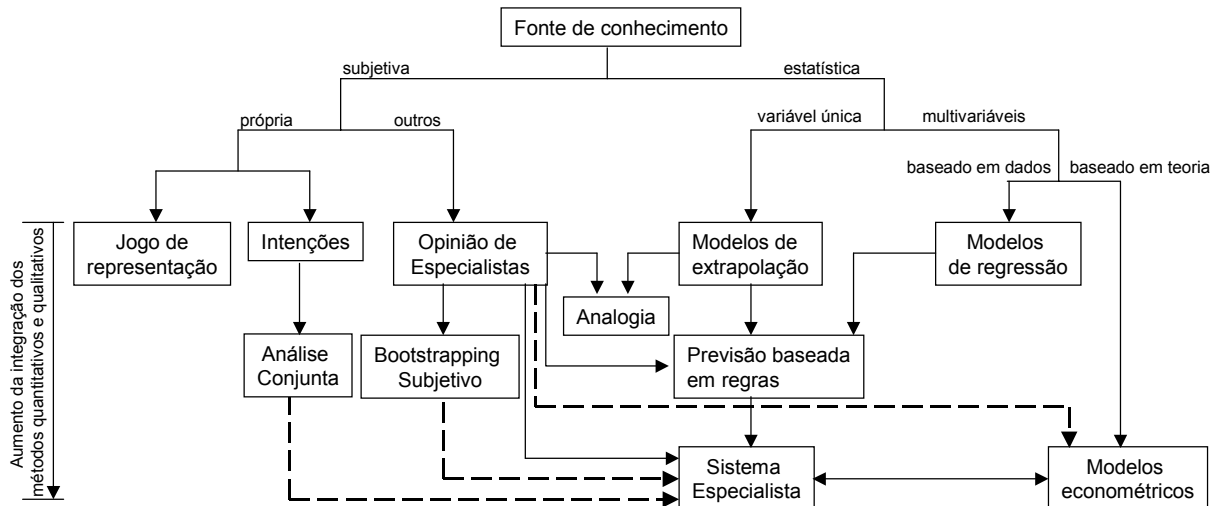


Figura 9: Integração entre métodos de previsão (linhas pontilhadas indicam possíveis relações) (Adaptado de ARMSTRONG; BRODIE, 1999)

O método de previsões por Analogia extrapola resultados de situações análogas para prever uma situação de interesse (ARMSTRONG; BRODIE, 1999). Na utilização deste método tenta-se identificar um produto similar, cujo padrão de penetração no mercado seja similar ao do novo produto analisado (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971). Para evitar o viés no julgamento por parte dos especialistas do processo de previsão (HOGARTH; MAKRIDAKIS, 1981), necessita-se de um método estruturado para comparação análoga (SOUDER; THOMAS, 1994).

O método é operacionalizado através da análise de características em comum entre o produto de interesse e o produto similar (ou conjunto de produtos similares), como, por exemplo: funcionalidades dos produtos, classe de consumidores, estrutura do mercado (potencial de mercado, demanda histórica; concorrentes; etc), condições econômicas, estratégias de *marketing* (produto; preço; promoções; lançamento; distribuição; etc) e nível (complexidade) de inovação (THOMAS, 1985; SOUDER; THOMAS, 1994). Uma vez definidas as características similares, obtêm-se, baseado no comportamento passado destas características nos produtos similares, estimativas de demanda para o novo produto. A análise de dados utiliza métodos de Extrapolação de séries temporais integrados com métodos

baseados em Opiniões de Especialistas (ARMSTRONG; BRODIE, 1999). Analogias são usadas no curto prazo para previsões de eventos especiais ou ações competitivas baseadas em exemplos passados similares. Em médio prazo são usadas para estimar a extensão e profundidade de efeitos de determinados eventos, como por exemplo, recessões econômicas. O método é utilizado no longo prazo para prever a demanda de novos produtos baseados em demanda passada de itens similares (MAKRIDAKIS, 1996).

O método de Análise Conjunta é utilizado para quantificar as preferências dos consumidores para diferentes alternativas e variados atributos de produtos. Baseia-se em pesquisa para obter dados de entrada para sistemas de previsão de demanda de novos produtos. A pesquisa conduz os entrevistados a fazerem *trade-offs* entre considerações conflitantes (benefícios, características e preço de um produto, por exemplo), sendo que o objetivo é quantificar esses *trade-offs* informados pelos consumidores (WITTINK; BERGESTEUN, 2001).

Os passos para aplicação do método de Análise Conjunta são (WITTINK; BERGESTEUN, 2001): (i) seleção de uma categoria de produtos; (ii) identificação de um mercado alvo (tipos de consumidores); (iii) seleção e definição de atributos (características que definem o produto); (iv) seleção do intervalo de variação dos atributos; (v) descrição dos métodos de coleta de dados; (vi) desenvolvimento de instrumentos de pesquisa; (vii) determinação do tamanho da amostra representativa do mercado alvo e coleta de dados; e (viii) análise dos dados. Para relacionar as intenções dos consumidores com vários fatores relacionados ao produto em questão o método utiliza um modelo de Regressão Múltipla designado por função de preferência (ARMSTRONG; BRODIE, 1999).

O *Bootstrapping* Subjetivo envolve o desenvolvimento de um método quantitativo que reproduza um método qualitativo de previsão de situações reais ou simuladas. O método sistematiza as regras da previsão subjetiva traduzindo as previsões dos especialistas em um modelo quantitativo através da regressão da previsão subjetiva sobre as informações utilizadas no processo de previsão (BLATTBERG; HOCH, 1990; BUNN; WRIGHT, 1991; ARMSTRONG, 2001a). Um especialista ou um grupo faz a previsão de um conjunto de problemas relacionados a um produto. Essa previsão em conjunto com as regras utilizadas pelos especialistas no processo preditivo são dados de entrada para o desenvolvimento de um modelo de previsão através de Análise de Regressão (ARMSTRONG, 1983). As previsões dos especialistas são utilizadas como variáveis dependentes e as informações que os

especialistas utilizaram para gerar a previsão são variáveis independentes do modelo de regressão (ARMSTRONG, 2001g; GOODWIN, 2002).

As regras utilizadas pelo especialista na previsão podem ser especificadas pelo próprio especialista ou podem ser inferidas após uma análise estatística da previsão subjetiva e dos dados utilizados pelo especialista (ARMSTRONG, 1983). O *Bootstrapping* Subjetivo é indicado para situações complexas, onde a análise puramente subjetiva não é confiável e a previsão subjetiva deve ser considerada no processo preditivo (ARMSTRONG, 2001g). O método é utilizado em áreas como psicologia, educação, marketing, finanças, entre outros. Também oferece uma alternativa a modelos econométricos em situações em que não há disponibilidade de dados sobre as variáveis dependentes ou os dados das variáveis independentes apresentam pouca variação histórica. O *Bootstrapping* Subjetivo com dados artificiais pode ser uma alternativa à Análise Conjunta, utilizando neste caso especialistas para estimar as respostas dos consumidores. Para previsões de vendas de novos produtos pode ser apropriada a integração dos dois métodos (ARMSTRONG, 2001g).

A Previsão baseada em regras (RBF – *Rule-Based Forecasting*) é um método que traduz a previsão de especialistas em um conjunto de regras. Os métodos de extrapolação não incorporam o domínio de conhecimento no processo preditivo e o RBF objetiva eliminar estas restrições dos métodos de extrapolação, inserindo conhecimento de eventos que ocorreram e que a série temporal não reflete e de eventos que irão ocorrer. As regras usam o conhecimento e experiência de especialistas, teoria disponível, pesquisas empíricas e as características dos dados para produzir uma previsão através de uma combinação de métodos. A utilização de decomposição dos componentes da série temporal é útil neste método, pois o domínio do conhecimento afeta os componentes das séries temporais diferentemente. Este método é indicado para situações onde há um bom domínio de conhecimento, as forças causais podem ser claramente identificadas, incerteza e instabilidade são baixas ou moderadas e o horizonte de previsão é de longo prazo (COLLOPY; ARMSTRONG, 1992b; ARMSTRONG; ADYA; COLLOPY, 2001).

O primeiro passo para aplicação do RBF é coletar dados e identificar as características das séries temporais. Identificam-se várias características que dependem do domínio de conhecimento como: (i) padrão da tendência das séries temporais (multiplicativo/exponencial ou aditivo/linear); (ii) dados espúrios, (iii) descontinuidades do nível das séries temporais; (iv) instabilidade da tendência; (v) ciclos e sazonalidades de demanda; e (vi) fatores causais que afetam os componentes das séries. Identificadas as características das séries temporais, defini-

se o horizonte de previsão e ajusta-se dados históricos influenciados por eventos especiais (ARMSTRONG; ADYA; COLLOPY, 2001; ADYA *et al.*, 2001). No curto prazo utilizam-se métodos de extrapolação e no longo prazo deve ser dada maior ênfase aos modelos de regressão (COLLOPY; ARMSTRONG, 1992b). O último passo é combinar os modelos aplicados para os diferentes horizontes de previsão. O RBF ajusta os pesos atribuídos as previsões que serão combinadas de acordo com a direção das tendências e das suas relações com as forças causais (ARMSTRONG; ADYA; COLLOPY, 2001). Detalhes sobre ao método podem ser obtidos em Collopy e Armstrong (1992b).

Modelos Econométricos são sistemas de equações de regressão interdependentes de uma ou mais variáveis relacionada com fatores econômicos (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971). O desenvolvimento do método é altamente dependente de situações específicas e requer o envolvimento de especialistas experientes e habilidosos. Os modelos usados para previsão são geralmente muito simples e envolvem poucas equações, mas as previsões das variáveis independentes devem ser acuradas para serem incluídas nos modelos (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; ALLEN; FILDES, 2001). Os procedimentos abordados na modelagem econométrica são (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; FILDES, 1985; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; ALLEN; FILDES, 2001): (i) determinar o objetivo da modelagem; (ii) determinar as variáveis incluídas em cada equação; (iii) identificar as relações de interdependência, as direções esperadas e restrições das relações; (iv) coletar e refinar o maior número de dados disponíveis; (v) determinar a forma funcional (isto é, linear, exponencial, logarítmica, etc) do modelo de regressão; (vi) estimar simultaneamente os parâmetros de todas as equações; (vii) testar a significância estatística dos resultados; (viii) checar a validade das considerações assumidas (normalidade, autocorrelação, estabilidade dos dados, etc); (ix) otimizar o modelo quando possível (inclusão ou exclusão de variáveis); e (x) mensurar a acurácia do modelo e atualizar o modelo quando necessário.

Os métodos econométricos são mais eficientes: (i) quando são esperadas relações causais fortes entre variáveis; (ii) quando as relações causais são conhecidas e podem ser estimadas; (iii) quando grandes mudanças nas variáveis causais são esperadas no horizonte de previsão; (iv) quando as mudanças podem ser previstas acuradamente; e (v) para horizontes de previsão de curto e médio prazo (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; ARMSTRONG; BRODIE, 1999; BALLOU, 2001).

O Sistema Especialista é o método de previsão com maior integração de métodos quantitativos e qualitativos (Figura 9). Sistemas especialistas para previsão são procedimentos estruturados que traduzem previsões subjetivas em um formato reproduzível independente do especialista. Este método é apropriado (i) para situações onde há necessidade de repetitividade do processo de previsão, (ii) para modelar problemas complexos, (iii) quando não há dados ou a qualidade dos dados de variáveis dependentes é baixa, e (iv) quando os especialistas estão dispostos a investir muito tempo no desenvolvimento de regras para o processo preditivo (COLLOPY; ADYA; ARMSTRONG, 2001).

O desenvolvimento de um Sistema Especialista segue três etapas: (i) coleta de conhecimento relevante; (ii) estruturação e aplicação do conhecimento; e (iii) teste do método (ARMSTRONG, 1988). A obtenção de informações deve contar com diferentes fontes de informações, como, por exemplo, entrevistas com especialistas, revisões bibliográficas, questionários, estudos de caso, métodos de Opinião de Especialistas, Análise Conjunta, *Bootstrapping* Subjetivo e Previsão baseada em regras. A etapa de estruturação e aplicação do conhecimento foca no desenvolvimento de um modelo de regressão da variável a ser prevista em função das regras do processo preditivo. O desenvolvimento do método deve focar na facilidade de examinar as regras, revisá-las sistematicamente e adicionar novas regras quando necessário. Todos os aspectos importantes do problema de previsão devem ser representados no método e este deve explicar todas as recomendações (procedimentos) para facilitar o aprendizado do processo de previsão pelos especialistas. A análise da acurácia das previsões obtidas com o método é utilizada para testar a validade do mesmo (COLLOPY; ADYA; ARMSTRONG, 2001).

2.6 SELEÇÃO DE MÉTODOS DE PREVISÃO

Devido ao importante papel da previsão de demanda dentro das organizações, é fundamental o entendimento da metodologia de seleção de métodos de previsão. Um dos problemas típicos encontrados na área de previsão de demanda é que, apesar de haver muitos métodos disponíveis, há muitos fatores a serem considerados no processo de seleção e pouca indicação de quais são os métodos mais efetivos para determinadas situações (LO, 1994; LYNN; SCHNAARS; SKOV, 1999). Enquanto cada técnica tem seus pontos fortes e fracos, cada situação de previsão é limitada por restrições como tempo, capital, ou dados disponíveis (LO, 1994; ARMSTRONG, 2001b).

A seleção de métodos pode ser em função de diferentes critérios; por exemplo: (i) número de itens a serem previstos; (ii) acurácia da previsão; (iii) período, intervalo e horizonte de previsão requeridos para planejamento, programação ou estratégia de produção; (iv) benefício da previsão para a empresa; (v) facilidade de operação do método e de entendimento dos resultados; (vi) flexibilidade do método; (vii) incorporação de inferências subjetivas; (viii) contexto da previsão; (ix) disponibilidade e confiabilidade dos dados históricos; (x) características e tipos de dados disponíveis; (xi) comportamento do processo a ser previsto (padrão da demanda dos dados históricos); (xii) critérios estatísticos; (xiii) custo de desenvolvimento, instalação e operação do método; e (xiv) urgência para tomada de decisão baseada nas previsões (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; MONTGOMERY; JOHNSON; GARDINER, 1990; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; YOKUM; ARMSTRONG, 1995).

Quando vários critérios são relevantes no processo de previsão e vários métodos estão disponíveis para uso, uma metodologia de escolha estruturada pode ajudar na seleção do melhor método. Uma metodologia estruturada lista os critérios importantes para o processo de previsão e direciona a escolha dos métodos que melhor satisfazem os critérios explicitados (ARMSTRONG, 2001b). Os critérios de escolha podem ser basicamente divididos em: (i) critérios relacionados à análise das dinâmicas e componentes do sistema de previsão; e (ii) análise do ciclo de vida do item (produto ou serviço) a ser previsto (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; MURDICK; GEORGOFF, 1993; ARMSTRONG, 2001b).

2.6.1 Análise das dinâmicas e componentes do sistema de previsão

A análise das dinâmicas e componentes do sistema de previsão em que a variável a ser prevista está inserida é importante para o processo de escolha de métodos de previsão. O processo de previsão e a estrutura do mercado devem ser identificados completamente para a correta seleção de um método (MURDICK; GEORGOFF, 1993). Um sistema de previsão de demanda possui quatro componentes básicos: (i) dados de entrada; (ii) dados de saída (resultados); (iii) considerações sobre o comportamento e confiabilidade dos dados; e (iv) processos relacionados com dados de entrada e dados de saída (MURDICK; GEORGOFF, 1993). Um modelo geral para um sistema de previsão de demanda é apresentado na Figura 10 e detalhado na seqüência.

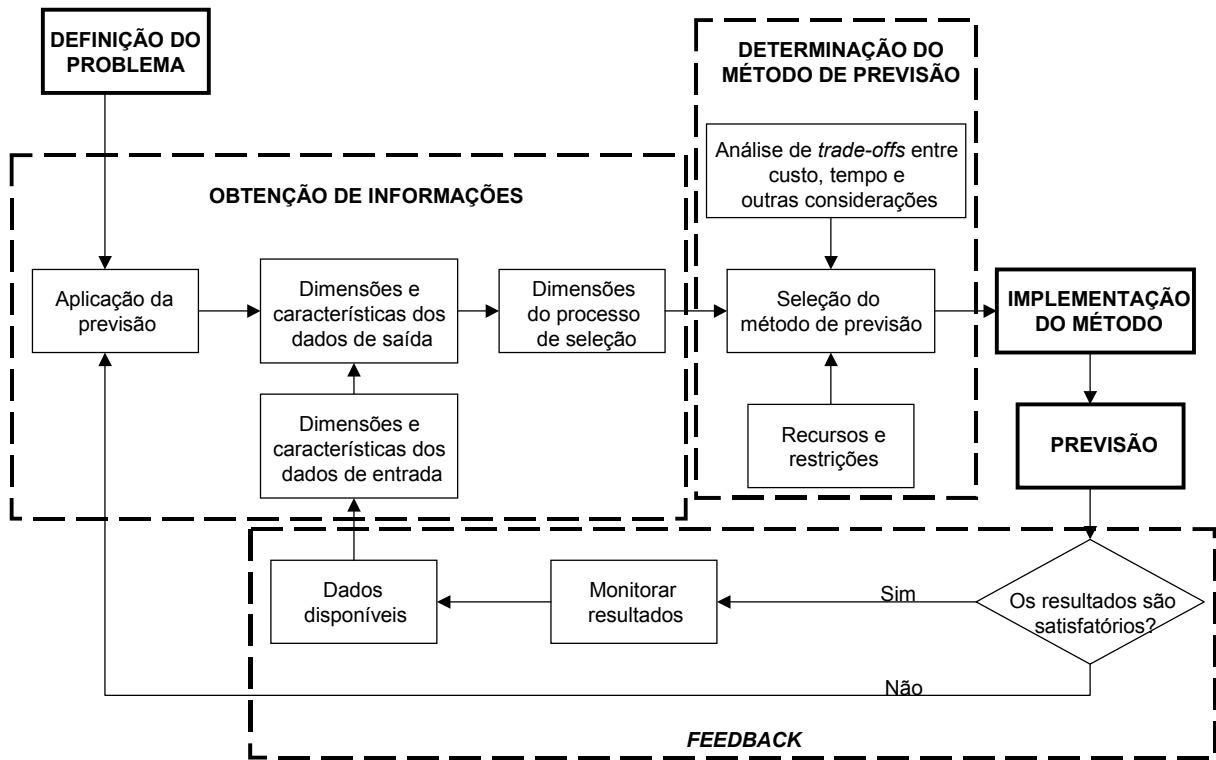


Figura 10: Modelo geral para um sistema de previsão (Adaptado de MURDICK; GEORGOFF, 1993; ARMSTRONG, 2001a).

O primeiro passo de um sistema de previsão é a definição do problema a ser resolvido, ou seja, qual a variável a ser prevista. Nesta etapa é importante a participação do tomador de decisão, pois é ele quem vai controlar a utilização das previsões e disseminar os resultados. Para isso este profissional deve ter em mente a relevância das previsões nas tomadas de decisão e concordar sobre a metodologia aplicada para a resolução do problema (ARMSTRONG, 2001e).

O segundo passo é o processo de obtenção de informações, o qual engloba: (i) definição da aplicação/escopo da previsão; (ii) definição das dimensões e características dos dados de entrada e dos resultados como, por exemplo, dados de entrada primários ou secundários, confiabilidade dos dados de entrada e acurácia dos resultados; e (iii) dimensões do processo de seleção como, por exemplo, se a escolha será subjetiva ou fará uso de algoritmos de seleção (MURDICK; GEORGOFF, 1993).

Os dados de entrada utilizados para previsão são geralmente os dados históricos e dados sobre o contexto em que está inserida a previsão. No caso de previsões de vendas, os

dados contextuais podem ser planos de promoção, estimativas de reações de concorrentes e expectativas sobre microeconomia (WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996).

Dada a descrição da situação onde se situa o processo de previsão, concentra-se no próximo passo, que é a determinação do método de previsão. Aplica-se uma metodologia para escolher o método apropriado de previsão a ser utilizado (ARMSTRONG, 2001a). Após a escolha do método apropriado implementa-se o método de previsão e geram-se resultados.

Por fim, o monitoramento das previsões faz-se necessário para assegurar que o processo de previsão funcione apropriadamente e para oferecer um *feedback* do funcionamento e efetividade do sistema de previsão de demanda e dos métodos de previsão implementados (KLASSEN; FLORES, 2001). Alguns fatores podem ser utilizados para avaliar a efetividade de um sistema ou método de previsão de demanda. Entre eles estão a acurácia da previsão, o custo do sistema ou do método de previsão e a utilidade dos resultados (MONTGOMERY; JOHNSON; GARDINER, 1990).

2.6.2 Análise do ciclo de vida do item a ser previsto

A disponibilidade de dados e a possibilidade de estabelecer relações entre os critérios de seleção dependem diretamente da maturidade do produto; conseqüentemente o estágio do ciclo de vida do produto é determinante na escolha do método de previsão (ARMSTRONG; BRODIE, 1999). O ciclo de vida de um produto pode ser dividido em cinco fases (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971): (i) de desenvolvimento; (ii) de testes e introdução no mercado; (iii) de crescimento rápido no mercado; (iv) de estabilidade no mercado; e (v) de declínio.

No estágio de desenvolvimento de produtos, o interesse recai sobre informações como potencial de mercado para demanda do produto desenvolvido, produtos similares no mercado, segmento de mercado do produto, como e onde alocar recursos e esforços em Pesquisa e Desenvolvimento (P&D), qual será a demanda do novo produto e ciclo de vida do novo produto (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971).

A seleção dos métodos utilizados neste estágio depende do mercado e da concepção do produto. Para um mercado estabelecido deve-se primeiramente comparar o produto proposto com similares de concorrentes ou da própria organização através da utilização de uma equipe multidisciplinar. Os métodos quantitativos são utilizados nesta fase quando é

possível obter informações (séries históricas e variáveis causais) de produtos análogos. Para um mercado indefinido onde não há históricos para comparação e/ou o item proposto tem um novo conceito para o mercado, utilizam-se métodos qualitativos (LO, 1994; ARMSTRONG; BRODIE, 1999).

No estágio de testes e introdução no mercado, o interesse recai sobre informações como os mercados em que o produto entrará e em que quantidade, qual a capacidade produtiva necessária neste estágio do ciclo de vida do item, taxa de crescimento da demanda para dimensionar capacidade futura e a alocação de recurso em P&D. As previsões neste estágio devem oferecer três estimativas: (i) quando iniciará o estágio de crescimento rápido de demanda; (ii) a taxa de penetração no mercado durante o estágio de crescimento rápido; e (iii) a demanda no estágio de crescimento rápido (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971). Neste estágio ainda não há dados sobre a demanda do produto para o uso de métodos quantitativos. Os métodos indicados, assim, são Pesquisa de Intenção e Delphi (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; LO, 1994).

Quando um produto entra no estágio de crescimento rápido no mercado deve-se analisar a taxa prevista inicialmente para este estágio e prever quando o produto atingirá estabilidade de crescimento (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971). Neste estágio já estão disponíveis séries históricas para a utilização de métodos estatísticos (Média móvel, Suavização exponencial e *Box-Jenkins*) e causais (Análise de Regressão e Métodos Econométricos). A combinação com métodos qualitativos de previsão (Analogia, Pesquisa de Intenção e Delphi) é recomendada para a obtenção de previsões mais precisas (LO, 1994).

No próximo estágio do ciclo de vida, que é o de estabilidade no mercado, tendência e taxas de demanda tornam-se estáveis e as preocupações da organização concentram-se no planejamento de produção e em estratégias de mercado para evitar declínios na demanda. No planejamento de produção necessitam-se de previsões de curto, médio e longo prazo do nível de demanda e da taxa de crescimento. Os métodos utilizados devem oferecer estimativas de tendências e sazonalidades (Média Móvel, Suavização Exponencial e *Box-Jenkins*) e/ou relacionar o nível de demandas futuras a fatores de fácil previsibilidade (Análises de Regressão) (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971).

No estágio de declínio do produto, a demanda apresenta uma tendência decrescente. Neste estágio geralmente utilizam-se métodos de previsão mais simples devido ao baixo valor do produto para a organização (MENTZER; GOMES, 1989). Utiliza-se, assim, como valor de

previsão o último valor observado de demanda (série histórica), ajustando subjetivamente o valor quando ocorrerem eventos especiais (LO, 1994).

2.6.3 Metodologias de seleção de métodos de previsão

Metodologias de seleção de métodos de previsão permitem que qualquer profissional possa tomar decisões qualificadas quanto à utilização dos métodos, sem necessitar de conhecimento aprofundado em sistemas de previsão de demanda e suporte de especialistas no assunto (LO, 1994). Uma metodologia de seleção de métodos de previsão desenvolvida por Armstrong (2001b) é apresentada na Figura 11.

A quantidade suficiente de dados para modelagem matemática depende da fonte dos dados, da relevância dos dados, da variabilidade e da confiabilidade dos dados, e das restrições dos modelos matemáticos dos métodos quantitativos (ARMSTRONG, 2001b).

Segundo a Árvore de Seleção na Figura 11, quando há dados disponíveis os métodos baseados em modelos matemáticos são mais indicados. Quando não há dados disponíveis para uma modelagem matemática, a opção recai sobre métodos baseados principalmente em análises subjetivas. Neste caso, deve-se determinar se haverá grandes mudanças contextuais no futuro, se há necessidade de previsões freqüentes, se há conflitos entre os tomadores de decisão, se casos similares existem e se diferentes políticas (*marketing*, produção, recursos humanos, distribuição, etc) devem ser consideradas (ARMSTRONG, 2001b).

Se grandes mudanças não são esperadas, a previsão será através de métodos de previsões de Opinião de Especialistas ou *Bootstrapping* Subjetivo. A previsão de Opinião de Especialistas é utilizada quando o custo das previsões é baixo ou não são exigidas predições em um curto intervalo de tempo. Os métodos de Opinião de Especialistas são usados para todos os horizontes de previsão, principalmente para previsões corporativas e de linhas e famílias de produtos (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; ARMSTRONG, 2001b). Nos casos em que a previsão dos especialistas tem alto custo e são necessárias previsões freqüentes utiliza-se o *Bootstrapping* Subjetivo, que automatiza a previsão dos especialistas (ARMSTRONG, 2001b).

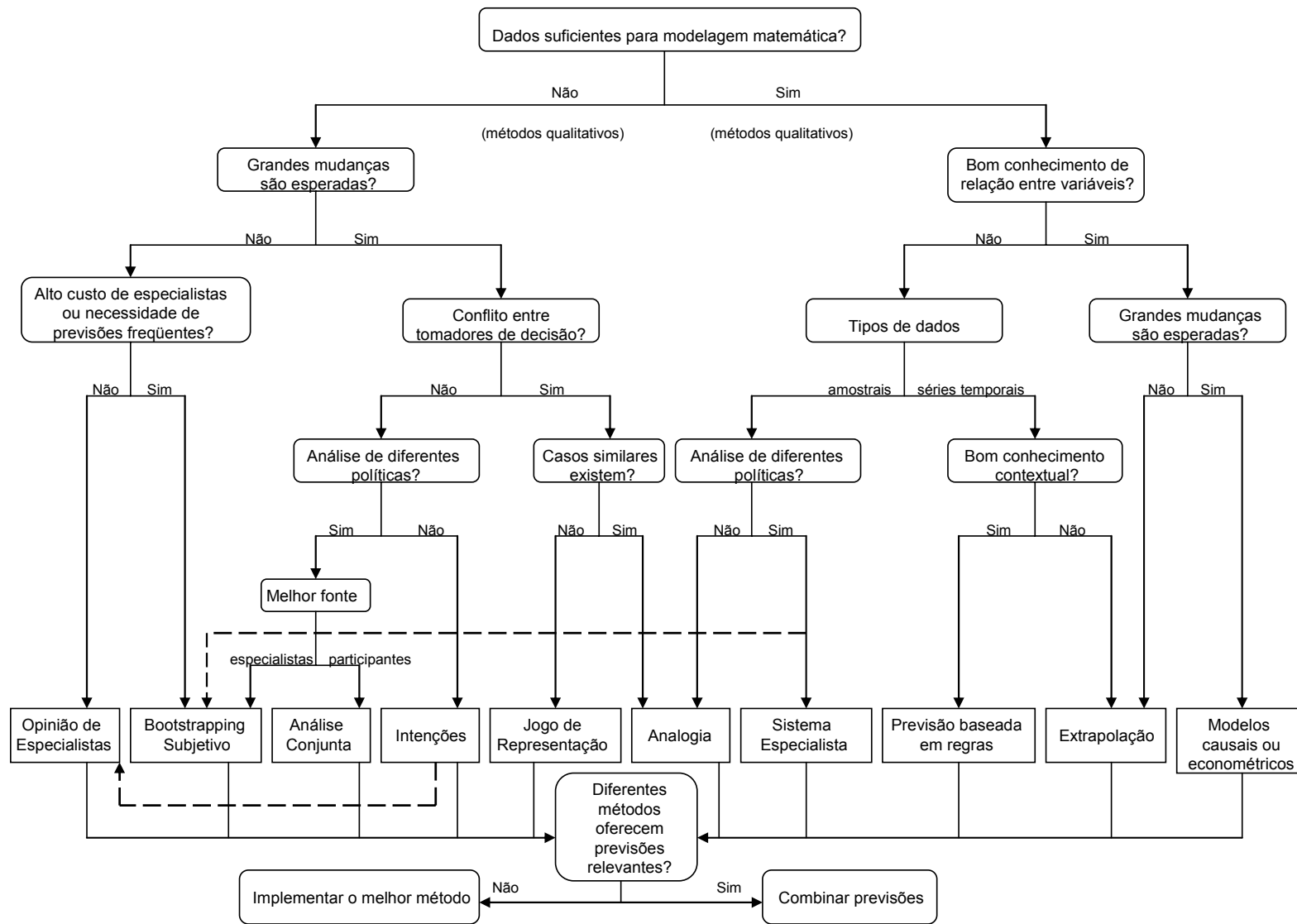


Figura 11: Árvore de seleção de métodos de previsão (linhas pontilhadas indicam possíveis relações) (Adaptado de ARMSTRONG, 2001b)

Se grandes mudanças são esperadas e não há conflito entre os tomadores de decisão, deve-se analisar se é necessária a inserção de informações sobre políticas da empresa. Se não for necessária, utiliza-se o método de Pesquisa de Intenções ou Opinião de especialistas, o qual pode ser mais rápido e barato que Pesquisa de Intenções. No caso das políticas organizacionais influenciarem o processo preditivo, a predição pode ser pelo método *Bootstrapping* Subjetivo ou por Análise Conjunta. No caso de haver conflito entre os tomadores de decisão, o critério de seleção é a existência ou não de casos similares. O método de Analogias é utilizado quando situações similares estão acessíveis ao processo preditivo; caso contrário o método de Jogos de Representação é o mais indicado (ARMSTRONG, 2001b).

Quando há dados suficientes para uma modelagem matemática, considera-se o nível de conhecimento sobre as relações entre variáveis, as mudanças esperadas no padrão de demanda, o tipo de dado disponível, a necessidade de análises de diferentes políticas e a extensão do domínio de conhecimento (ARMSTRONG, 2001b).

Em situações em que há pouco conhecimento das relações das variáveis envolvidas no processo preditivo e os dados disponíveis são uma amostra restrita de dados e não uma série temporal, o critério de seleção é a necessidade de análise das políticas da empresa. O método de Analogias é utilizado quando não há necessidade desta análise e, caso contrário, é utilizado o método de Sistemas Especialistas ou o método de *Bootstrapping* Subjetivo, dependendo da complexidade e custo desejado (ARMSTRONG, 2001b).

No caso dos dados disponíveis constituírem uma série temporal, o critério de seleção será o domínio de conhecimento. Quando há domínio de conhecimento usa-se Previsão baseada em regras; se não há domínio de conhecimento por parte dos especialistas a opção é a utilização de métodos de Extrapolação. Os métodos de Extrapolação também são utilizados quando há um bom conhecimento das relações entre as variáveis e grandes mudanças futuras não são esperadas. Se grandes mudanças são esperadas, os métodos Econométricos ou métodos Causais são a melhor opção (ARMSTRONG, 2001b).

Se poucos dados históricos estão disponíveis, as técnicas simples de extrapolação são as mais indicadas. Com o aumento da quantidade de dados pode-se usar técnicas mais complexas de extrapolação ou métodos causais (MENTZER; GOMES, 1989). Modelos complexos de extrapolação geralmente oferecem melhores ajustes aos dados históricos, mas nem sempre oferecem melhor acurácia de previsão do que métodos simples de extrapolação.

Uma alternativa é analisar, além do ajuste do modelo matemático aos dados históricos, a previsão gerada pelo modelo para valores recentes de demanda (SCHNAARS, 1986).

No desenvolvimento de sua metodologia, Armstrong (2001b) obteve evidências de que métodos quantitativos são mais precisos que métodos qualitativos para situações em que dados encontram-se disponíveis. Também verificou que métodos simples devem ser priorizados em relação a métodos complexos, pois os primeiros são de fácil entendimento, tem menor custo e raramente são menos acurados que os métodos complexos.

Chambers, Mullick e Smith (1971) desenvolveram uma metodologia com 7 critérios para seleção de 18 métodos de previsão. Georgoff e Murdick (1986) desenvolveram um método de seleção que considerava 20 métodos de previsão em função de 16 critérios de seleção. Uma compilação da metodologia apresentada em Chambers, Mullick e Smith (1971) e Georgoff e Murdick (1986) é apresentada no APÊNDICE A. A compilação apresenta somente os métodos comuns a esta dissertação e aos estudos de Chambers, Mullick e Smith (1971) e Georgoff e Murdick (1986).

No Capítulo 3 é proposta uma metodologia de seleção de métodos de previsão, a qual agrega todo o levantamento de fatores de seleção descritos nesta seção. A metodologia proposta é testada nos estudos de caso apresentados no Capítulo 4 deste trabalho.

CAPÍTULO 3

3 METODOLOGIA PROPOSTA

Neste capítulo apresenta-se uma metodologia para seleção de métodos de previsão de acordo com fatores de decisão pré-definidos. A metodologia proposta baseia-se no levantamento de fatores de direcionamento de escolha de métodos de previsão de demanda, e na adaptação e integração das metodologias de seleção propostas por Armstrong (2001b), Georgoff e Murdick (1986) e Chambers, Mullick e Smith (1971).

A metodologia proposta também aborda os passos de desenvolvimento de um modelo geral para um sistema de previsão de demanda (Figura 10) que auxiliam no direcionamento da escolha de um método ou de integração de diferentes métodos de previsão.

Com a aplicação de uma metodologia de seleção de métodos de previsão pode-se determinar a acurácia, a complexidade e o detalhamento requeridos pelo método de previsão, além dos recursos comprometidos e as restrições que irão direcionar a seleção do método de previsão (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; LO, 1994).

As etapas da metodologia proposta, apresentadas na Figura 12, são: (i) Definição do problema; (ii) Obtenção de dados; (iii) Escolha do(s) método(s) de previsão; (iv) Seleção do pacote computacional; (v) Implementação do(s) método(s); e (vi) Validação do(s) método(s). As etapas são detalhadas na seqüência.

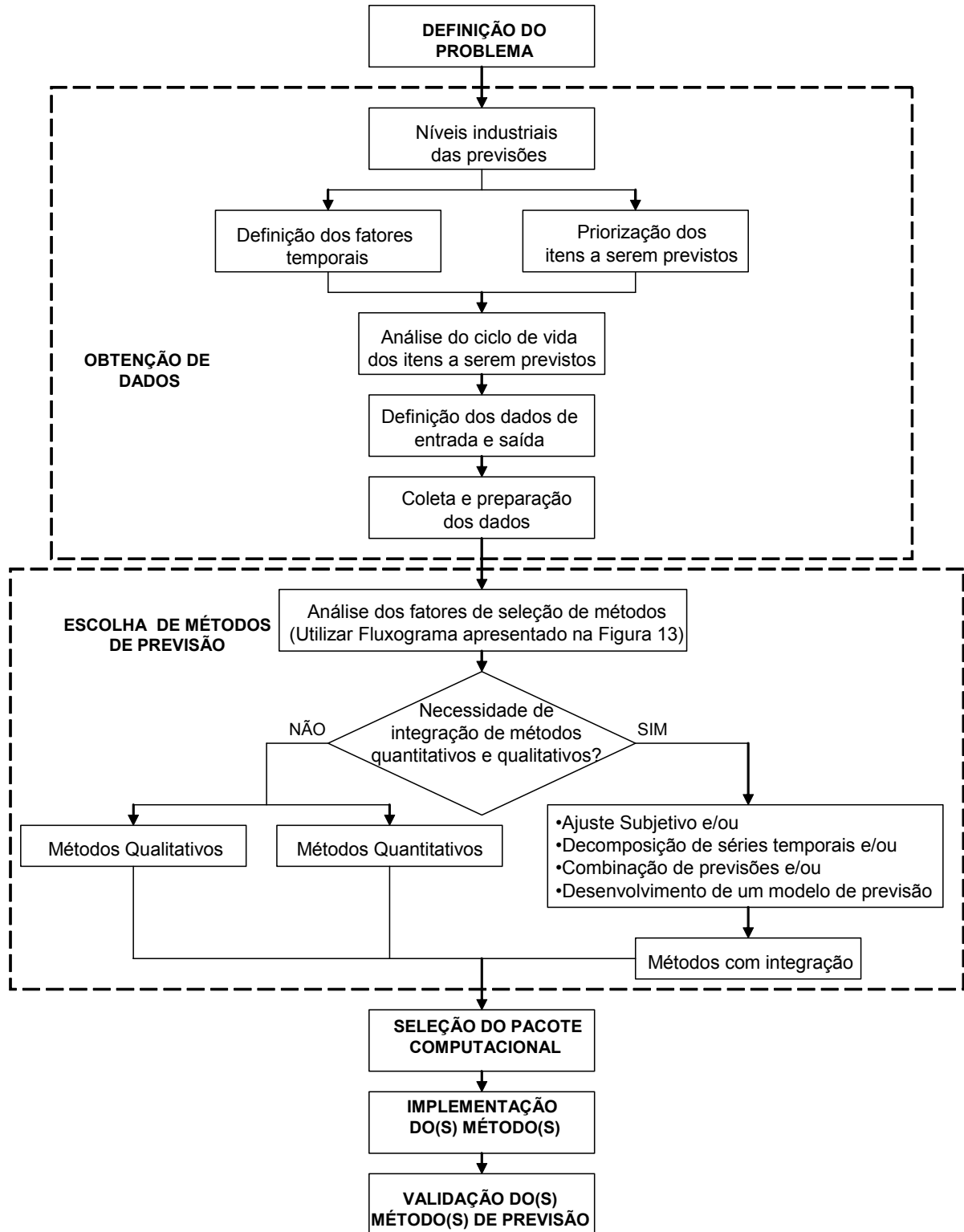


Figura 12: Metodologia proposta para seleção de métodos de previsão de demanda

3.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

O primeiro passo no processo de escolha de um método de previsão de demanda é a definição do problema a ser resolvido com a obtenção das previsões. Primeiramente deve-se identificar quais previsões são necessárias (variável a ser prevista), as decisões organizacionais que serão afetadas pelos resultados obtidos e se estas decisões resolverão o problema formulado. A identificação destas informações relevantes na etapa de definição do problema é operacionalizada através de *brainstorming* de especialistas.

Os responsáveis pelo processo de previsão devem separá-lo do processo de planejamento para evitar resultados tendenciosos, ou seja, fazer com que metas sejam consideradas previsões. Este princípio é importante e muitas vezes ignorado pelas empresas (ARMSTRONG, 2001e).

A formulação do problema a ser resolvido direciona a definição do escopo da previsão (MURDICK; GEORGOFF, 1993). O propósito da previsão é fornecer informações para a tomada de decisão, como, por exemplo, para desenvolvimento de produtos, estratégias de marketing, planejamento de capacidade de produção, contratação de recursos humanos, planejamento financeiro, controle de estoques e promoções.

3.2 OBTENÇÃO DE DADOS

O próximo passo na escolha de um método de previsão envolve a obtenção de dados para resolver o problema formulado. Os dados coletados auxiliam na especificação dos fatores que direcionam a seleção, dos processos envolvidos e dos possíveis dados de entrada e resultados do sistema preditivo implementado.

O processo de obtenção de dados engloba: (i) Discriminação dos níveis industriais de previsão; (ii) Definição dos fatores temporais; (iii) Priorização dos itens a serem previstos; (iv) Análise do ciclo de vida dos itens a serem previstos; (v) Definição dos dados de entrada e saída; e (vi) Coleta e preparação de dados.

3.2.1 Discriminação dos níveis industriais de previsão

A formulação do problema a ser resolvido pela obtenção de previsões auxilia na discriminação dos níveis de previsão abordados no processo de tomada de decisões. O nível da previsão é uma consideração crítica, pois diferentes níveis de previsão freqüentemente requerem diferentes métodos de previsão de demanda e direcionam o nível de escopo das previsões (setorial, nacional, regional, etc).

Os cinco níveis industriais que podem ser abordados em processos preditivos são (KAHN, 1998): (i) Nível setorial, que objetiva previsões de todo mercado/indústria em que a organização está inserida; (ii) Nível corporativo, onde são necessárias previsões das atividades da organização quando todos produtos e serviços são agregados no processo preditivo; (iii) Nível da unidade estratégica de negócios, que utiliza previsões de atividades de unidades individuais de negócio dentro da organização; (iv) Nível da unidade de manutenção de estoque, alimentado com previsões de linhas individuais de produção ou de itens produzidos; e (v) Nível local, que necessita de previsões de centros de distribuição ou do nível de atividade de consumo por linha de produção ou por itens produzidos.

Dependendo do problema a ser resolvido, podem ser necessárias previsões para diferentes níveis industriais, o que acarretará na seleção de diferentes métodos de previsão de demanda. Quanto mais operacional o nível de previsão (nível da unidade de manutenção de estoque e nível local): (i) maior o número e freqüência das previsões necessárias; (ii) maior a dificuldade de incorporação de análises subjetivas no processo preditivo devido ao curto período para obtenção das previsões e análise de fatores contextuais que influenciam na variável a ser prevista; e (iii) menor é o horizonte necessário das previsões a serem utilizadas para planejamentos, indicando, assim, a necessidade de métodos quantitativos de previsão, em especial, métodos de extrapolação de séries temporais. Para previsões de caráter estratégico (associadas aos níveis setorial, corporativo e da unidade estratégica de negócios), os desdobramentos são diametralmente opostos, indicando a utilização de métodos qualitativos e métodos causais.

3.2.2 Definição dos fatores temporais

Nesta etapa da metodologia os fatores temporais do processo preditivo que influenciam a seleção de métodos devem ser definidos: período, intervalo e horizonte de

previsão. O período de previsão pode ser expresso em dias, semanas, meses, semestres, anos, ou outra unidade de tempo. O período de previsão dependerá do problema a ser resolvido, ou seja, depende da unidade de previsão requerida para a tomada de decisão (PELLEGRINI, 2000). Para uma programação mensal de produção, por exemplo, seria definido um período mensal de previsão (valores mensais seriam previstos).

O intervalo de previsão está diretamente associado à necessidade de maior ou menor frequência das previsões no processo de tomada de decisões e à capacidade do processo preditivo de ser flexível o suficiente para gerar previsões com urgência. A definição do intervalo depende da estabilidade da variável a ser prevista e da continuidade do padrão de demanda no futuro. Se a variável é instável, ou seja, há tendência de mudanças no padrão de demanda e o mercado em que ela está inserida é dinâmico, menor deve ser o intervalo de previsão de demanda (MONTGOMERY; JOHNSON; GARDINER, 1990). Os custos de alguns métodos dependem da frequência com que serão utilizados, se estarão inseridos na rotina operacional da empresa ou se serão utilizados esporadicamente (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Quanto mais operacional o nível industrial de previsão, menor a unidade do período e do intervalo de previsão necessários, sendo mais indicados os métodos quantitativos de previsão mais simples e mais automáticos (métodos de extrapolação). Quanto mais estratégico o nível industrial de previsão, maior o período e o intervalo de previsão necessários, utilizando-se nestes casos métodos qualitativos de previsão e métodos quantitativos mais complexos (métodos causais).

O horizonte de previsão é o número de períodos futuros gerados no processo preditivo, estando associado tanto à estabilidade e continuidade do padrão de demanda da variável analisada, quanto à necessidade de informações para a tomada de decisão. No horizonte de curto prazo, onde não se esperam grandes mudanças no padrão de demanda da variável de previsão, utilizam-se os métodos de extrapolação de séries temporais (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). Previsões de curto prazo são utilizadas em planejamentos de pedidos de matérias-primas, de programação de produção, de otimização dos níveis de estoques, entre outros.

No caso de haver amplas flutuações nas demandas, a rápida adaptação das técnicas de extrapolação a essas situações faz com que elas se ajustem bem a previsões de curto prazo (MENTZER; COX, 1984). Os métodos causais exigem um investimento maior e necessitam

de maior tempo de desenvolvimento, não sendo adequados para previsões de curto prazo (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Horizontes de previsão de médio e longo prazo são afetadas por numerosos fatores contextuais. Em horizontes de médio prazo pode-se utilizar métodos de extrapolação, métodos causais e técnicas qualitativas, dependendo da estabilidade de mercado e do padrão de demanda da variável que será prevista. Neste horizonte de previsão são geradas, por exemplo, previsões de famílias de produtos (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Em previsões de médio prazo deve-se levar em conta que sempre depois de um crescimento de vendas acontece um período de recessão. O difícil é prever quando vai iniciar a recessão e qual a sua magnitude para desenvolver planos de contingência. Uma alternativa é monitorar variáveis críticas que indicam a chegada de recessão ou aumento de vendas, o que pode ser uma vantagem competitiva no sentido em que este procedimento auxiliará na previsão do início destes eventos antes dos concorrentes e suas implicações no planejamento e estratégia da empresa (MAKRIDAKIS, 1988; MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Nos horizontes de previsão de longo prazo utilizam-se modelos causais e as técnicas qualitativas de previsão. As estimativas de longo prazo não podem ser extrapolações de dados passados devido a mudanças tecnológicas e mercadológicas e diminuição da similaridade entre passado e futuro (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; WEBBY; O'CONNOR, 1996). Previsões de longo prazo são necessárias, por exemplo, para lançamento de novos produtos no mercado e formulação de metas de vendas de longo prazo das organizações.

Previsões de longo prazo são difíceis e desafiantes, pois aumentam a complexidade, o custo e o tempo de desenvolvimento de um sistema de previsão de demanda (GEORGOFF; MURDICK, 1986).

3.2.3 Priorização dos itens a serem previstos

Os recursos humanos e financeiros, geralmente escassos, podem ser direcionados para os itens com maior impacto sobre o desempenho financeiro das empresas. As empresas que não fazem previsões para todos os itens produzidos geralmente utilizam uma análise adicional para determinar o que priorizar. A prática mais comum é fazer previsões por linha de produção ao invés de considerar cada item produzido. A curva do ciclo de vida do produto

também pode ser usada para priorizar previsões de produtos nos estágios de desenvolvimento de produto, de teste e introdução no mercado, de crescimento rápido e de estabilidade no mercado.

Um método bastante popular que permite priorizar itens para o direcionamento de recursos é o sistema de classificação ABC. A variável classificatória do método ABC é gerada considerando volume de demanda e preço do item, ou seja, o preço unitário de cada item é multiplicado pela sua demanda média no período considerado na análise (KRAJEWSKI; RITZMAN, 2002).

As observações percentualizadas da variável classificatória resultante são organizadas em ordem decrescente, sendo acumuladas para formar os grupos A, B e C de itens. Itens classificados como A, que correspondem em média a 80% do faturamento, são priorizados no processo de previsão de demanda (itens que tem alto valor monetário) e recebem tratamento diferenciado, com modelagem individual dos produtos, estratificados conforme interesse da organização (por exemplo, por tipo de cliente ou região) e revisões constantes das previsões. Os itens classificados como B (valor monetário intermediário), que correspondem a 15% do faturamento, não são estratificados no processo de previsão, as revisões das previsões são realizadas em intervalos maiores, mas ainda com previsão de demanda individual dos produtos. Os itens classificados como C (menor valor monetário) correspondem a aproximadamente 5% do faturamento e são agregados para a obtenção das previsões (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001; KRAJEWSKI; RITZMAN, 2002).

3.2.4 Análise do ciclo de vida do item a ser previsto

A fase do ciclo de vida do item a ser previsto é determinante na escolha do método de previsão, pois diferentes estágios do ciclo de vida do item analisado implicam na utilização de diferentes métodos de previsão. Conforme exposto anteriormente, o ciclo de vida de um produto pode ser dividido em cinco fases (de desenvolvimento, de testes e introdução no mercado, de crescimento rápido no mercado, de estabilidade no mercado e de declínio). Uma vez identificada a fase do item analisado, a escolha do método adequado de previsão pode ser feita seguindo as recomendações na seção 2.6.2.

3.2.5 Definição dos dados de entrada e saída

Os componentes do sistema de previsão e a estrutura do mercado devem ser identificados completamente para a correta seleção de um método de previsão (MURDICK; GEORGOFF, 1993; ARMSTRONG, 2001e). Nesta etapa do processo seletivo devem ser especificados os diferentes tipos de dados de entrada (dados disponíveis) e saída do processo de previsão de demanda. A definição das dimensões e características dos dados de entrada e de saída são essenciais na escolha do método de previsão mais adequado para a situação analisada.

Todos os dados corporativos que representam a situação da previsão devem ser analisados antes de considerar a praticidade de um método de previsão particular. Deve-se considerar diferentes fontes de dados, informações de exatidão conhecida como, por exemplo, demanda histórica, e de exatidão desconhecida como, por exemplo, greves de colaboradores da organização ou de outras empresas da cadeia de suprimentos da organização (REMUS; O'CONNOR; GRIGGS, 1998).

As principais informações que devem ser utilizadas como dados de entrada são (GOODWIN; WRIGHT, 1993; WRIGHT; LAWRENCE; COLLOPY, 1996; ARMSTRONG, 2001e): (i) séries temporais da variável estudada e de variáveis causais; (ii) informações contextuais como, por exemplo, política de promoções, tendências de mercado, ações do governo, expectativas econômicas e estimativas de ações/reações da concorrência; (iii) informação sobre situações ou produtos análogos; e (iv) informações de experimentos de campo.

Também se considera nesta etapa a previsibilidade de eventos e séries relacionadas a variável a ser prevista, e a definição da unidade de medida da previsão, por exemplo, a previsão será de produtos ou hora-máquina (ARMSTRONG, 2001e).

A definição da importância do padrão de demanda passado nas estimativas do futuro é fundamental para o processo de seleção e determinação dos dados de entrada do processo preditivo. Os dados históricos são geralmente a melhor informação para o desenvolvimento de modelos de previsão e estimativa de comportamentos futuros de variáveis com padrão histórico de demanda. Nas situações em que poucos dados sobre a variável de previsão estão disponíveis, utilizam-se dados de situações análogas ou de experimentos de campo.

As relações causais entre a variável de demanda e outras variáveis e/ou eventos futuros também devem ser considerados para a quantificação do impacto destes fatores nas variáveis a serem previstas (LO, 1994; ARMSTRONG, 2001e).

Analisar as interações entre elementos do sistema de distribuição, sistema de vendas e sistema de produção da organização, entre outros, esclarece quais efeitos cada sistema causa no sistema operacional da organização e quais sistemas são importantes para o processo preditivo. Define-se assim onde se irá buscar as informações utilizadas no método de previsão. Quanto menor o número de dados disponíveis e maior o custo de obtenção destes dados, mais limitado o número de métodos de previsão disponíveis para seleção (CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; LO, 1994).

Os resultados obtidos pelos métodos de previsão devem obedecer dois critérios (MENTZER; GOMES, 1989): (i) devem ser de fácil compreensão pelos usuários das previsões; e (ii) devem oferecer informações em um intervalo, período e horizonte de tempo compatíveis com o processo em estudo. Diversas informações podem ser requeridas pelo processo preditivo, como, por exemplo (LO, 1994): demanda potencial de um novo produto para um mercado definido ou indefinido; previsões de inovações tecnológicas (produtos e processos); vendas iniciais e taxa de penetração de mercado de um novo produto; previsão de margens de lucro; identificação de *turning points* (mudanças de direção da demanda) futuros; e previsão de tendências, comportamentos cíclicos e sazonais da demanda.

A apresentação das previsões e dados deve ser simples, oferecendo uma explicação completa, simples e clara dos métodos utilizados e considerações utilizadas nas estimativas. Assim o tomador de decisão pode avaliar a incerteza que cerca estas estimativas e a extensão de uso das previsões em outras situações. Se os usuários das previsões não entendem as estimativas e as considerações no processo preditivo eles podem tomar decisões erradas para a organização (FISCHHOFF, 1988; ARMSTRONG, 2001e).

As previsões podem ser valores pontuais ou intervalos de previsão. Intervalos de previsão devem ser apresentados quando a incerteza é grande e as tomadas de decisão dependem do risco envolvido. Os intervalos de previsão indicam a probabilidade de incerteza sobre valores pontuais. O desenvolvimento dos intervalos de previsão é feito usando estimativas empíricas baseadas na série histórica da variável analisada (ARMSTRONG, 2001e). Os softwares de previsão disponíveis geralmente oferecem os dois tipos de resultados.

3.2.6 Coleta e preparação de dados

Através da identificação de fontes de dados relevantes, válidas e confiáveis pode-se estruturar a coleta de dados para o processo de previsão de demanda (MOON *et al.*, 1998).

Todos os dados importantes para a previsão devem ser coletados e organizados em um banco de dados atualizado periodicamente e com filtros de pesquisa (clientes, vendedores, região, etc.). Por exemplo, para novos produtos coletam-se dados de produtos similares existentes, de pesquisas de intenções e previsões de especialistas. Para produtos consolidados no mercado coletam-se dados recentes como, por exemplo, a série temporal de demanda e informações sobre eventos especiais nas séries (ARMSTRONG, 2001e).

Procedimentos de coleta sistemáticos e não tendenciosos devem ser utilizados para assegurar maior acurácia dos métodos de previsão, pois dados irrelevantes podem confundir especialistas quando estes fazem previsões subjetivas e introduzem nos métodos quantitativos dados incorretos sobre padrões de demanda e relações entre variáveis (ARMSTRONG, 2001e).

Os dados coletados por pessoas ou organizações que têm interesses nos resultados do processo preditivo podem ser tendenciosos e devem ser identificados antes de serem utilizados. Uma alternativa, para evitar a utilização de dados tendenciosos nos métodos de previsão e diminuir o erro das previsões, é coletar dados da mesma variável de interesse em fontes independentes com o intuito de analisar a similaridade dos dados. Também pode-se utilizar uma combinação dos dados das diferentes fontes se os dados forem discrepantes. Outra alternativa seria a obtenção de dados de situações ou produtos/serviços similares ao analisado para a previsão (ARMSTRONG, 2001e).

Os dados qualitativos e quantitativos coletados devem ser analisados e refinados com o intuito de tornarem o processo preditivo confiável. Dados qualitativos devem ser validados pelos especialistas envolvidos nas previsões de demanda. Dados quantitativos, em especial séries temporais, devem ser tratados (remoção de valores espúrios ou atípicos) e então validados.

A análise da série temporal deve ser realizada para a identificar o número de observações da série de interesse e o perfil de demanda, ou seja, qualquer regularidade ou variação sistemática na série devido a sazonalidades, padrões cíclicos que se repetem a cada dois anos ou mais, tendências dos dados e taxa de crescimento destas tendências

(CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971). O tamanho das séries temporais influencia principalmente a escolha de métodos quantitativos de extrapolação.

Uma análise gráfica preliminar pode ser utilizada para avaliar o padrão de demanda, a variabilidade, identificar erros de leitura, lacunas (valores perdidos por falta de mensuração) e localizar dados atípicos devidos a eventos especiais passados e não sistemáticos, como, por exemplo, promoções, entrada de novos concorrentes no mercado, reduções esporádicas nos preços dos produtos concorrentes e falhas no planejamento da produção ou na compra de matérias-primas (MAKRIDAKIS, 1988; COLLOPY; ARMSTRONG, 1992; SOHL; VENKATACHALAM, 1995; ARMSTRONG, 2001e).

Deve-se ajustar as séries temporais através de técnicas estatísticas, agregação dos dados (agregação temporal dos dados ou em função de unidades de decisão) e conhecimento de especialistas. O especialista deve trabalhar com o nível de agregação dos dados que resulta nas previsões mais acuradas. Quanto maior o número de itens agregados na previsão, mais homogêneos forem os dados, menor o horizonte de previsão e menor a variabilidade na demanda, mais acurada será a previsão e maior a confiabilidade dos dados de entrada do método de previsão (MAKRIDAKIS, 1988; COLLOPY; ARMSTRONG, 1992; ARMSTRONG, 2001e).

As regras de desagregação também devem ser definidas. As previsões podem, por exemplo, ser obtidas para famílias de produtos (produtos ou serviços com demanda similar e processo, mão-de-obra e matérias-primas comuns) ao invés de previsões para produtos individuais. A previsão para uma família é desagregada em previsões para os itens individuais pela proporção histórica do item na família analisada ou fatores de mercado, de forma que a soma das previsões individuais seja igual à previsão da família (MURDICK; GEORGOFF, 1986).

A agregação de itens pode perder informações importantes sobre o comportamento individual dos itens agregados, além dos dados agregados serem influenciados por fatores que não influenciam os dados dos itens individuais (DANGERFIELD; MORRIS, 1992; COLLOPY; ARMSTRONG, 1992).

Para futuras referências de como os dados foram tratados nesta etapa, documentam-se as causas das variações sistemáticas e não sistemáticas nas séries temporais, os ajustes realizados e as ações tomadas. A decomposição de séries temporais em função de forças causais também pode ser utilizada para análise e ajuste das mesmas (ARMSTRONG, 2001e).

3.3 ESCOLHA DO MÉTODO DE PREVISÃO

Dada a descrição da situação onde se situa o processo de previsão, concentra-se no próximo passo, que é a determinação do método de previsão. O método de previsão deve oferecer um modelo preditivo que represente o mais próximo possível a situação em estudo. A metodologia de seleção visa direcionar a utilização de um método ou vários métodos que gerem o menor erro de previsão.

A preferência deve ser por métodos de previsão estruturados, com passos sistemáticos e detalhados que podem ser descritos e replicados (ARMSTRONG, 2001e). Deve-se privilegiar técnicas quantitativas e simples com poucas variáveis e relações simples entre elas, pois estas tendem a ser menos tendenciosas, fazem uso mais eficiente dos dados, ajudam no entendimento e aceitabilidade do método, reduzem erros e reduzem custos. Métodos simples também são utilizados quando a incerteza é grande e poucos dados são úteis. Métodos mais complexos só devem ser utilizados quando houver evidências para utilização destes métodos, pois podem incluir erros que se propagam através do sistema de previsão ou que são difíceis de detectar (ARMSTRONG, 2001e).

A facilidade de utilização tem sido o critério mais importante na escolha de um método de previsão dentro das organizações, e a acurácia da previsão resultante tem sido o critério para continuar a usá-lo (SANDERS; MANRODT, 1994). Estudos apontam a acurácia como o critério mais importante na utilização de determinado método (CARBONE; ARMSTRONG, 1982; KAHN; MENTZER, 1995).

Entretanto, a importância relativa de vários outros critérios alternativos (facilidade de interpretação, facilidade de implementação, custos de implementação, velocidade em oferecer previsões, habilidade do método em prever mudanças nos padrões de demanda devido a eventos futuros, horizonte de previsão, entre outros) depende da situação de aplicação e da função que o selecionador do método desempenha (MURDICK; GEORGOFF, 1993; YOKUM; ARMSTRONG, 1995, ARMSTRONG, 2001b). Considerar *trade-offs* na obtenção de um maior custo/benefício com o processo de previsão é fundamental no processo de seleção (MURDICK; GEORGOFF, 1993).

3.3.1 Análise de fatores de seleção de métodos de previsão

Deve ser feita uma análise dos critérios de seleção mais importantes, como, por exemplo, a disponibilidade e tipo de dados, conhecimento de especialistas, presença de conflitos e se são esperadas mudanças contextuais no futuro.

Dois macrocritérios são utilizados para a escolha de métodos quantitativos ou qualitativos: (i) nível industrial da previsão e (ii) estágio do ciclo de vida do produto. Estes dois critérios atuam como filtros iniciais, direcionando a escolha de métodos qualitativos e/ou quantitativos (métodos Causais ou de Extrapolação). Definida a escolha neste nível de classificação dos métodos de previsão de demanda, são utilizados critérios mais detalhados para a escolha dos diferentes métodos qualitativos e/ou quantitativos. Na Figura 13 é apresentado um fluxograma, que reúne diversos fatores para auxiliar a etapa de seleção de métodos de previsão. O fluxograma para escolha de métodos não é rígido, ou seja, na utilização do mesmo pode-se seguir mais de um caminho de seleção para um cenário analisado. Os métodos de Analogia, Análise Conjunta, *Bootstrapping* Subjetivo, Previsão baseada em regras, Modelos Econométricos e Sistemas Especialistas integram os métodos subsequentes. Por exemplo, a seleção do método de Analogia indica a necessidade de integração de um método de Opinião de Especialistas com métodos de Extrapolação.

No caso dos métodos qualitativos serem mais apropriados deve-se determinar se haverá grandes mudanças contextuais no futuro, se há necessidade de previsões freqüentes, se o custo de previsões de especialistas é alto, se há conflitos entre os tomadores de decisão, se casos similares existem, se diferentes políticas (*marketing*, produção, recursos humanos, distribuição, etc) devem ser consideradas e as melhores fontes de informações para os métodos.

No caso de métodos quantitativos serem os mais indicados para a situação analisada considera-se o nível de conhecimento sobre as relações entre variáveis, as mudanças esperadas no padrão de demanda, o tipo de dado disponível, a necessidade de análises de diferentes políticas, disponibilidade de recursos, disponibilidade de dados de variáveis causais e a o domínio de conhecimento sobre fatores econômicos que afetam o processo preditivo.

Selecionando o método ou os métodos mais apropriados podem-se verificar algumas características importantes dos métodos, com o intuito de confirmar se o método escolhido é adequado para a situação analisada.

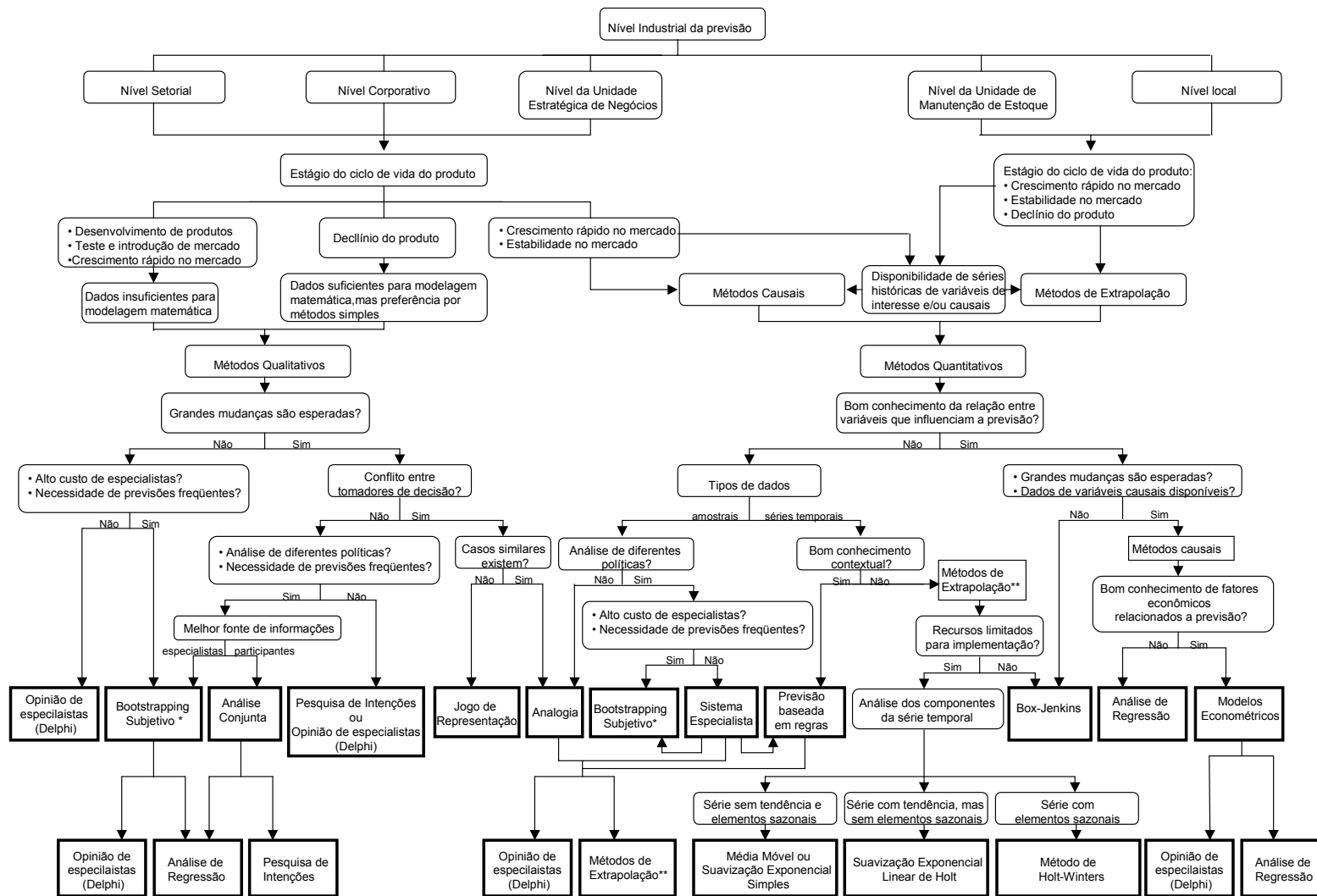


Figura 13: Fluxograma para a escolha de métodos de previsão (Adaptado de ARMSTRONG, 2001b)

Nos Apêndices A (adaptado de CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; GEORGOFF; MURDICK, 1986) e B (elaborado pelo autor) são relacionadas as seguintes características de cada método apresentado neste trabalho: (i) horizonte de previsão com boa acurácia; (ii) rapidez na geração das previsões, tempo de desenvolvimento e execução; (iii) facilidade para atualizações das previsões; (iv) recursos matemáticos e computacionais necessários; (v) custos de implementação e manutenção do método; (vi) necessidade de dados históricos; (vii) facilidade para trabalhar com a variabilidade das séries temporais; (viii) habilidade para incorporar mudanças nas decisões gerenciais, nos fatores contextuais e nas relações entre variáveis; (ix) capacidade de obter previsões para os componentes das séries temporais; (x) o grau de acurácia; e (xi) a capacidade de identificar e incorporar mudanças de direção da demanda (*turning points*).

Diferentes métodos podem ser úteis para a maioria dos problemas de previsão. Em algumas situações métodos qualitativos e quantitativos podem ser integrados (ARMSTRONG, 2001e). Comparar diversos métodos pode ajudar na obtenção de uma previsão mais precisa, mas esta análise pode ser cara e consumir muito tempo.

3.3.2 Integração de Métodos Qualitativos e Quantitativos

Após a utilização do fluxograma para escolha de métodos de previsão analisa-se a necessidade de integração de métodos qualitativos e quantitativos. O processo de integração é muito utilizado quando informações relevantes ao sistema de previsão não estão incorporadas nos métodos quantitativos.

O processo de integração deve ser estruturado e depende dos dados de entrada e saída, tipos de métodos e informação dos especialistas (ARMSTRONG, 2001e). A integração pode se dar de quatro maneiras (WEBBY; O'CONNOR, 1996): (i) Ajuste subjetivo; (ii) Decomposição de séries temporais; (iii) Combinação de previsões; e (iv) Desenvolvimento de um modelo de previsão. A escolha do melhor método de integração dependerá das condições específicas aplicadas à situação de previsão analisada.

O desenvolvimento de modelos de previsão com integração exige a incorporação de inferências subjetivas como entradas do modelo de previsão. Os métodos de Analogia, Análise Conjunta, *Bootstrapping* Subjetivo, Previsão baseada em regras, Modelos Econométricos e Sistemas Especialistas utilizam modelos de previsão desenvolvidos a partir

da integração de métodos quantitativos e qualitativos. A escolha destes métodos pode ser efetuada com a utilização do fluxograma apresentado na Figura 13.

A utilização dos demais métodos de integração é definida posteriormente a escolha de um ou mais métodos. A integração de diferentes métodos selecionados dependerá da situação analisada no processo preditivo.

O ajuste subjetivo é utilizado para ajustar a estimativa quantitativa através da análise de fatores contextuais (passados e futuros) e produzir a previsão final. A decomposição de séries temporais é útil na previsão de cada componente das séries, quando o interesse é remover os efeitos dos fatores contextuais passados da série temporal e gerar a previsão quantitativa ajustando esta com fatores contextuais futuros. A combinação de previsões é usada quando há incerteza sobre qual método é melhor para determinada situação e/ou grandes erros de previsão devem ser evitados. Para a identificação de qual método de integração é mais adequado para a situação de estudo deve-se seguir as recomendações na seção 2.5.

3.4 SELEÇÃO DO PACOTE COMPUTACIONAL

Os métodos quantitativos são geralmente implementados através da utilização de softwares. Na seleção de um software para obtenção de previsões deve-se considerar se o mesmo satisfaz as necessidades do processo de previsão, o seu custo e o nível de suporte de manutenção requerido (para hardware e software). O software deve ser compatível com o sistema corporativo. As limitações quanto ao número e tipos de previsões e a sua flexibilidade quanto a variações e volume de dados de entrada, ajustes subjetivos, capacidade e métodos de previsão disponíveis devem ser analisados na escolha de um pacote computacional. Alguns pacotes oferecem somente um método, enquanto outros oferecem uma variedade de métodos (MENTZER; GOMES, 1989).

Na Figura 14 são apresentados diversos softwares aplicados a sistemas de previsão de demanda e os métodos de previsão oferecidos por cada aplicativo (TASHMAN; HOOVER, 2001). Outros softwares existem, mas não é o foco dessa dissertação apresentar todos os aplicativos computacionais para implementação de métodos de previsão de demanda.

Planilhas eletrônicas	Métodos de previsão disponíveis	Redes Neurais	Métodos de previsão disponíveis
Excel Data Analysis Tools	Análise de Regressão Suavização Exponencial	NeuroShell Predictor	Redes Neurais
BCB Predictor		NeuroShell Professional Time Series	
Insight.xla		SPSS Neural Connection	
Pacotes estatísticos	Métodos de previsão disponíveis	Pacotes específicos	Métodos de previsão disponíveis
Minitab	ARIMA (Box-Jenkins) Decomposição de séries temporais Análise de Regressão Suavização exponencial	Autobox	ARIMA (Box-Jenkins) Suavização exponencial
SPSS – Trends		Forecast Pro	ARIMA (Box-Jenkins) Decomposição de séries temporais Análise de Regressão Suavização exponencial
SAS/ETS	ARIMA (Box-Jenkins) Decomposição de séries temporais Análise de Regressão Suavização exponencial Modelos econométricos	SmartForecasts	Decomposição de séries temporais Análise Regressão Suavização exponencial
Soritec for W 95/NT		Time Series Expert	ARIMA (Box-Jenkins) Decomposição de séries temporais Análise de Regressão Suavização exponencial Modelos econométricos
		tsMeetrix	ARIMA (Box-Jenkins) Análise de Regressão Suavização exponencial

Figura 14: Pacotes computacionais para previsão de demanda (Adaptado de TASHMAN; HOOVER, 2001)

Os pacotes computacionais podem ser de quatro tipos (TASHMAN; HOOVER, 2001): (i) planilhas eletrônicas; (ii) pacotes computacionais estatísticos de uso genérico; (iii) programas de redes neurais; e (iv) pacotes computacionais específicos. As planilhas eletrônicas possuem ferramentas de regressão rudimentares e algumas técnicas de extrapolação, mas não oferecem opções de preparação de dados, seleção de métodos ou avaliação da acurácia das previsões. Os pacotes estatísticos genéricos oferecem ferramentas para preparação dos dados, mas não disponibilizam ferramentas para seleção e avaliação de métodos de previsão. Os aplicativos de redes neurais apresentam facilidades quanto a preparação de dados e avaliação dos modelos de redes neurais, falhando na falta de comparação com outros métodos de previsão. Os pacotes computacionais específicos de previsão oferecem facilidades na preparação de dados, seleção, implementação e avaliação de métodos.

A utilização de softwares de previsão deve ser acompanhada do monitoramento do processo preditivo no intuito de garantir a atualização e confiabilidade dos dados de entrada dos softwares. Alguns pacotes computacionais demandam tempo e recursos financeiros em grande escala, mas não apresentam previsões acuradas, devido ao fato da implementação do sistema computacional de previsão não ser acompanhada do efetivo controle e monitoramento do processo de previsão (MOON *et al.*, 1998).

3.5 IMPLEMENTAÇÃO DO(S) MÉTODO(S)

Após a escolha do(s) método(s) apropriado(s) e análise da necessidade de integração de métodos, implementa-se o(s) método(s) de previsão e geram-se resultados.

Nesta etapa é necessária a integração do processo de previsão de demanda com o ambiente operacional da empresa (ALTABET, 1998) e a obtenção de *inputs* de especialistas de diferentes áreas funcionais, os quais contribuem com informações relevantes e percepções que podem melhorar a precisão das previsões (MOON *et al.*, 1998). O especialista responsável pela previsão pode controlar e monitorar melhor o processo de previsão se facilitar o envolvimento dos usuários das previsões.

Muitas empresas têm falhado na obtenção de previsões precisas devido ao fato da implementação dos métodos não ser efetivamente monitorada (MOON *et al.*, 1998). O

monitoramento irá permitir estabelecer padrões e/ou relações e identificar erros persistentes nas previsões (MAKRIDAKIS, 1988).

Descrições detalhadas do método utilizado permitem auditorias do método de previsão e replicações, e são importantes quando o método necessita de dados subjetivos ou quando os métodos são usados pela primeira vez para uma dada situação (ARMSTRONG, 2001e).

A metodologia de seleção pode direcionar o tomador de decisão na escolha de um método individual (qualitativo ou quantitativo) ou integração de métodos. Para a implementação dos métodos de integração deve-se seguir as recomendações na seção 2.5.

3.5.1 Implementação de Métodos Qualitativos

Escolhido o método qualitativo a ser implementado (Delphi, Jogo de Representação ou Pesquisa de Intenções) inicia-se uma avaliação (pré-teste) para assegurar que a amostra de respondentes potenciais (especialistas ou consumidores) entende os questionamentos do método aplicado e se os questionamentos estão relacionados aos objetivos do problema (ARMSTRONG, 2001e).

A maneira como as perguntas elaboradas por cada método são apresentadas pode afetar a previsão. Algumas vezes, pequenas mudanças nas palavras conduzem a mudanças substanciais nas respostas, exigindo um cuidado muito grande na aplicação destes métodos. Validados os questionamentos no pré-teste, aplica-se o método e geram-se as previsões. Os respondentes (especialistas ou consumidores) devem justificar e documentar suas considerações sobre as previsões para facilitar o aprendizado do processo preditivo e melhorar continuamente a acurácia dos resultados (ARMSTRONG, 2001e).

Para incorporar uma maior variedade de informações contextuais no processo preditivo deve-se obter previsões de um grupo heterogêneo de respondentes, ou seja, participantes que possuem informações e conhecimento diferentes sobre o assunto em questão (ARMSTRONG, 2001e).

3.5.2 Implementação de Métodos Quantitativos

A implementação de métodos quantitativos (Extrapolação e Modelos Causais) deve ser baseada no conhecimento de especialistas sobre as séries temporais históricas, a seleção de

variáveis causais ou explanatórias e a especificação das relações entre variáveis (ARMSTRONG, 2001e). A implementação destes métodos é facilitada pela utilização de pacotes computacionais genéricos ou específicos.

A implementação de métodos quantitativos que utilizam como dados de entrada séries temporais deve seguir alguns passos. O primeiro é dividir a série temporal em duas partes: uma parte será a série para inicialização e a outra a série para teste. Esta separação é feita no intuito de conduzir uma avaliação da acurácia do método de previsão (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; TASHMAN; 2000).

A série para inicialização é usada para iniciar o método de previsão, ou seja, realizar o ajuste de um modelo matemático. Estimativas de parâmetros, componentes sazonais e componentes de ciclo são obtidos neste estágio. Esta é uma etapa iterativa; se os parâmetros iniciais não são ótimos, modifica-se o processo de inicialização e/ou procura-se pelos valores ótimos dos parâmetros do modelo. O método é aplicado na série para teste para analisar o ajuste do modelo de previsão aos dados que não foram usados na estimativa dos componentes do modelo. Depois de cada previsão as medidas de acurácia são determinadas (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Dependendo do objetivo da previsão, a atualização dos modelos deve ocorrer freqüentemente, revisando os seus parâmetros quando mudanças recentes e muita incerteza nas relações entre as variáveis analisadas são esperadas (ARMSTRONG, 2001e).

3.6 VALIDAÇÃO DO(S) MÉTODO(S) DE PREVISÃO

A validação dos métodos de previsão faz-se necessária para assegurar que o processo de previsão funcione apropriadamente e para oferecer uma revisão formal dos métodos de previsão (SANDERS, 1997a; KLASSEN; FLORES, 2001). O objetivo desta etapa é a avaliação da eficiência do método utilizado e do seu potencial para utilização futura.

Os métodos são avaliados através da acurácia das previsões, ou seja, avaliando as previsões de um determinado período (TASHMAN; 2000). A acurácia da previsão depende da precisão dos dados, da estabilidade no processo gerador dos dados, do horizonte de previsão e do método de previsão utilizado (ELSAYED; BOUCHER, 1994).

Na validação dos métodos comparam-se as previsões com os valores realizados de demanda para obter a acurácia. A escolha do número de períodos para validação do método é

arbitrária. Um possível critério é a utilização de 1 a 3 períodos para previsões de curto prazo e de 4 a 8 períodos para previsões de médio e longo prazo (HIBON; EVGENIOU, 2005). O método é considerado validado se os resultados são melhores (mais acurados) que os do procedimento atual de previsão (ARMSTRONG, 2001e).

Existem diferentes medidas de acurácia sob a forma de percentuais de erro absoluto ou erros quadrados (Tabela 1). Utilizam-se diferentes medidas quando há incerteza sobre a melhor maneira de calcular o erro. A escolha de uma medida de erro varia de acordo com a situação de uso e do número de séries temporais analisadas. O MAPE é a medida de acurácia mais utilizada nos estudos empíricos. Quanto menor o valor da medida de acurácia utilizada, melhor a precisão do método.

Erros de previsão podem proporcionar informações sobre propriedades dinâmicas do sistema, as quais podem auxiliar na melhoria de previsões futuras, através da identificação de inconsistências nas suposições, no modelo ou nos dados usados anteriormente (LINDBERG; ZACKRISSON, 1991).

A identificação das fontes de erro e de melhoria de acurácia dos métodos de previsão também é objetivo desta etapa. O tamanho e a persistência dos erros obtidos em previsões dependem dos seguintes fatores: flutuações inerentes aos processos, identificação errada de padrões de demanda, padrões inexatos e mudanças de padrões (MAKRIDAKIS, 1988).

Há casos em que um método gera previsões acuradas, mas é de difícil entendimento, a metodologia é muito complexa e/ou os dados de entrada são de difícil acesso. Um método de fácil entendimento ou mais simples pode ser preferível, mesmo que ele reduza a acurácia da previsão (ARMSTRONG, 2001e).

Replicações do método devem ser realizadas especialmente quando um método complexo é utilizado e quando previsões podem ser afetadas por fatores contextuais. Replicações que contêm variações em elementos importantes da situação de previsão ou do método são importantes para generalizar a sua utilização e definir a situação em que ele melhor se aplica (ARMSTRONG, 2001e).

CAPÍTULO 4

4 ESTUDO DE CASO

Este capítulo destina-se à aplicação da metodologia proposta em duas empresas com problemas diferenciados em relação aos seus sistemas de previsão de demanda.

O primeiro estudo de caso descreve a seleção de métodos de previsão para obtenção de previsões de demanda de produtos consolidados no mercado de eletroeletrônicos e que possuem histórico de demanda. O segundo estudo de caso aborda a aplicação da metodologia para previsões de demanda de um produto novo no mercado de distribuição de energia elétrica, sem histórico de demanda.

A investigação de organizações com necessidades e características distintas em relação aos produtos analisados é justificada pela necessidade de validação da metodologia para diferentes cenários de mercado.

4.1 PREVISÃO DE PRODUTOS CONSOLIDADOS NO MERCADO

4.1.1 Definição do Problema

O problema a ser resolvido neste estudo de caso é a obtenção de previsões de demanda acuradas para uma empresa de manufatura de ar-condicionado. Mais especificamente para 3 produtos (denominados 10K, 18K e 30K) consolidados no mercado interno, cujas demandas são afetadas por fatores contextuais.

A empresa apresenta restrições de capacidade e flexibilidade limitada para responder a mudanças no curto prazo, sendo que a acurácia da previsão de demanda é crítica para o desempenho operacional da empresa. As previsões serão utilizadas para programação de produção, planejamento de capacidade de produção, controle de estoques, aquisição de matérias-primas e contratação de mão-de-obra.

Os recursos disponibilizados pela empresa para os especialistas em planejamento operacional são restritos quanto ao sistema de previsão. Os especialistas não dispõem de software de previsão e não possuem treinamento em metodologias de previsão de demanda. Desta forma uma das restrições na escolha do método mais adequado de previsão é a complexidade do método, ou seja, deve-se optar por métodos mais simples e de fácil entendimento.

4.1.2 Obtenção de Informações

O processo de obtenção de informações engloba: (i) discriminação dos níveis industriais de previsão; (ii) definição dos fatores temporais; (iii) priorização dos itens a serem previstos; (iv) análise do ciclo de vida dos itens a serem previstos; (v) definição dos dados de entrada e saída; e (vi) coleta e preparação de dados .

A definição do problema a ser resolvido auxiliou na discriminação do nível industrial de previsão em nível local, o qual necessita de previsões de demanda por itens produzidos para auxiliar no planejamento operacional da empresa. A definição do nível local direciona a seleção de métodos quantitativos de previsão (métodos de Extrapolação de séries temporais), pois o planejamento operacional neste nível demanda um maior número e frequência de previsões, e um menor horizonte de previsão. Devido ao curto intervalo necessário para obtenção das previsões e análise de fatores contextuais, a incorporação de análises subjetivas no processo preditivo é dificultada para previsões no nível local.

O período de previsão depende do problema a ser resolvido; como o planejamento operacional da empresa é mensal, o período de previsão será mensal. O intervalo entre previsões também será mensal; o modelo matemático do método quantitativo implementado deve ser continuamente revisado, pois há incerteza sobre a continuidade do nível de demanda no futuro. Como os custos aumentam com previsões mais frequentes, deve-se priorizar métodos que possam ser inseridos na rotina operacional da empresa. Um horizonte de

previsão de curto prazo (3 meses) foi definido, pois para a situação analisada não se espera grandes mudanças no padrão de demanda no curto prazo.

Como a empresa restringiu o processo de previsão a três produtos específicos não houve necessidade de priorização dos itens a serem previstos através de classificação ABC. Os produtos analisados neste estudo de caso estão no estágio de estabilidade no mercado, o que direciona a escolha para métodos de Extrapolação (Média Móvel, Suavização Exponencial ou Box-Jenkins) e/ou métodos causais (Análises de Regressão). As preocupações da organização neste estágio do produto são referentes ao planejamento de produção e estratégias de mercado para evitar declínios na demanda.

Nesta etapa também foram especificados os diferentes tipos de dados de entrada. A organização disponibilizou dados históricos de demanda mensal no mercado interno, estimativas subjetivas de participação de mercado dos produtos de interesse e a previsão de demanda feita pelos especialistas da empresa. As informações quantitativas e qualitativas foram analisadas quanto a sua confiabilidade e relevância para o processo preditivo.

A entrada de um novo concorrente no mercado nacional de ar-condicionado estava afetando a demanda dos produtos da empresa analisada e conseqüentemente o seu desempenho. O concorrente estava atuando com uma estratégia de preços abaixo do mercado para ganhar participação no mercado nacional. Os especialistas da empresa esperavam uma queda significativa nas vendas dos produtos da empresa; similar ao nível da queda de demanda devido aos efeitos de racionamento nacional de energia (apagão).

A Tabela 2 apresenta as estimativas subjetivas dos especialistas da empresa em relação a perdas mensais de participação no mercado dos produtos 10K, 18K e 30K. As estimativas foram obtidas considerando um horizonte de 3 meses de previsão, ou seja, os especialistas esperavam as perdas estimadas para os meses de dezembro de 2003, janeiro de 2004 e fevereiro de 2004.

Tabela 2: Estimativas de perdas mensais de participação de mercado dos produtos 10K, 18K e 30K

	Produto		
	10K	18K	30K
Perdas Mensais	5%	15%	25%

Os produtos foram afetados diferentemente pela estratégia do concorrente. O 30K seria o principal produto afetado devido ao foco do concorrente em produtos similares com baixo preço; no horizonte de previsão considerado pelos especialistas. Previsões subjetivas da demanda mensal dos produtos (em unidades) também foram disponibilizadas pelos especialistas da empresa (Tabela 3). As previsões subjetivas foram validadas pelos especialistas da empresa.

Tabela 3: Previsões de demanda mensal dos especialistas para os produtos 10K, 18K e 30K

	Previsões dos especialistas		
	10K	18K	30K
dezembro-03	5.968	2.491	1.313
janeiro-04	4.680	1.488	956
fevereiro-04	381	1.559	830

Os históricos de demanda foram fornecidos pelo setor de vendas da empresa, ou seja, são históricos de vendas e não de produção. Como a empresa utiliza uma estratégia de produção para estoque deve-se ajustar futuramente as previsões de vendas para previsões de produção, com o intuito de apoiar mais precisamente decisões sobre o planejamento da produção e controle de estoques.

Informações sobre níveis de estoque e produtividade não foram disponibilizados para este estudo. A organização não possuía histórico de variáveis causais para a análise da adequação de métodos causais ou do impacto destas variáveis explanatórias nas variáveis a serem previstas.

Os dados históricos foram organizados em um banco de dados sem filtros, pois as demandas históricas correspondiam a vendas mensais em todo mercado nacional, sem estratificações por região ou tipo de cliente. Depois de organizados, uma análise gráfica preliminar foi utilizada para avaliar o padrão de demanda, identificar erros de leitura, lacunas e localizar dados espúrios devidos a eventos especiais passados e não sistemáticos. Os dados foram validados com a participação dos especialistas da empresa, sendo que valores espúrios e valores influenciados por eventos especiais não sistemáticos foram ajustados nas séries temporais.

A demanda de produtos relacionados ao consumo de energia elétrica sofreu a influência do racionamento nacional de energia (apagão), imposto nos períodos entre junho de 2001 e fevereiro de 2002 (ANEEL, 2005a). Os períodos mensais afetados pelos efeitos do apagão foram ajustados substituindo seus valores de demanda pela média aritmética dos valores do mesmo período dos anos anterior e posterior ao do período analisado. Os dados históricos originais e ajustados são apresentados nos Apêndices C e D. A Figura 15 apresenta graficamente os dados originais de demanda e os dados ajustados após análise do período de racionamento de energia.

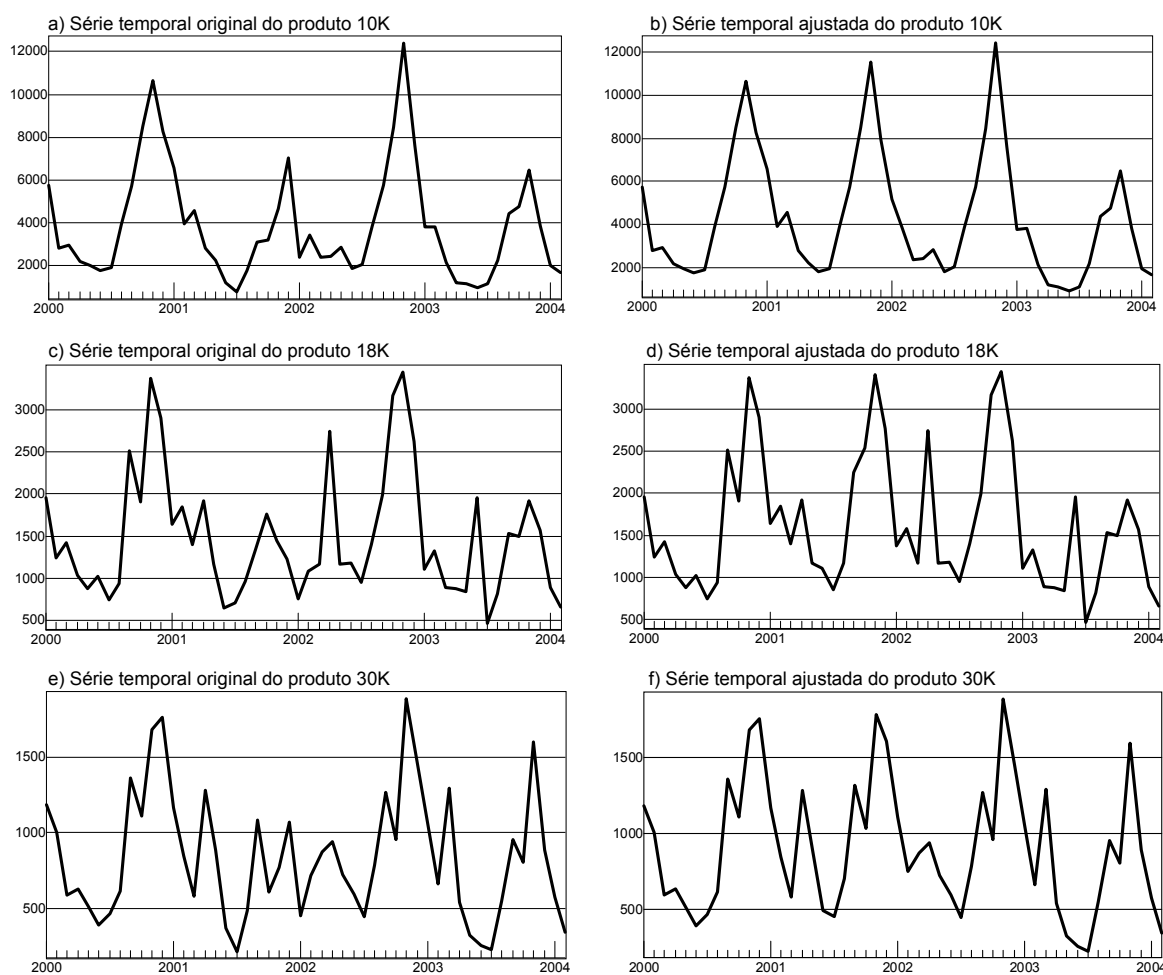


Figura 15: Séries temporais originais e ajustadas dos produtos 10K, 18K e 30K

Analisando as séries temporais dos produtos estudados, nota-se uma queda na demanda dos produtos no último ano das séries. Esta queda reflete a influência de fatores contextuais, em especial, as ações de redução de preço dos produtos do novo concorrente. A

previsão de retração do mercado, apresentada na Tabela 2, na verdade complementa a queda vista nos gráficos. O produto 30K, para o qual os especialistas previram uma queda maior na Tabela 2 é justamente o que não tem uma grande queda no gráfico; a queda nas vendas do produto 30K é menor se comparada a dos outros produtos. Entretanto, os especialistas esperavam uma queda de demanda mais severa no horizonte de previsão considerado. Os especialistas previam que o novo concorrente baixaria mais ainda o preço do seu produto similar ao 30K para aproveitar os meses de grande demanda pelo produto e ganhar mercado. Os produtos não foram agregados para a realização das previsões devido ao interesse da empresa nas previsões individuais dos mesmos.

As previsões de cada produto foram obtidas e apresentadas sob a forma de valores pontuais e de intervalos de previsão. Os valores pontuais foram utilizados para análise de acurácia e os intervalos foram disponibilizados para auxiliar na tomadas de decisão dos especialistas da empresa.

4.1.3 Escolha do Método de Previsão

Nesta etapa da aplicação da metodologia proposta utiliza-se o fluxograma para seleção de métodos. Na Figura 16 são apresentados os fatores de escolha considerados para definição do método de previsão para os produtos consolidados no mercado que são analisados neste estudo de caso.

A definição do nível industrial da previsão em nível local e do estágio do ciclo de vida do produto em estágio de estabilidade de mercado indicou a utilização de métodos quantitativos. A metodologia de seleção indica que os métodos de Suavização Exponencial (Método de *Holt-Winters*) ou de *Box-Jenkins* são os mais adequados para a situação de previsão.

A empresa não disponibilizou informações sobre variáveis que influenciam a variável de previsão e os especialistas envolvidos no trabalho não tinham um bom conhecimento sobre as relações entre as variáveis do processo preditivo. Os tipos de dados disponibilizados foram séries temporais da variável a ser prevista.

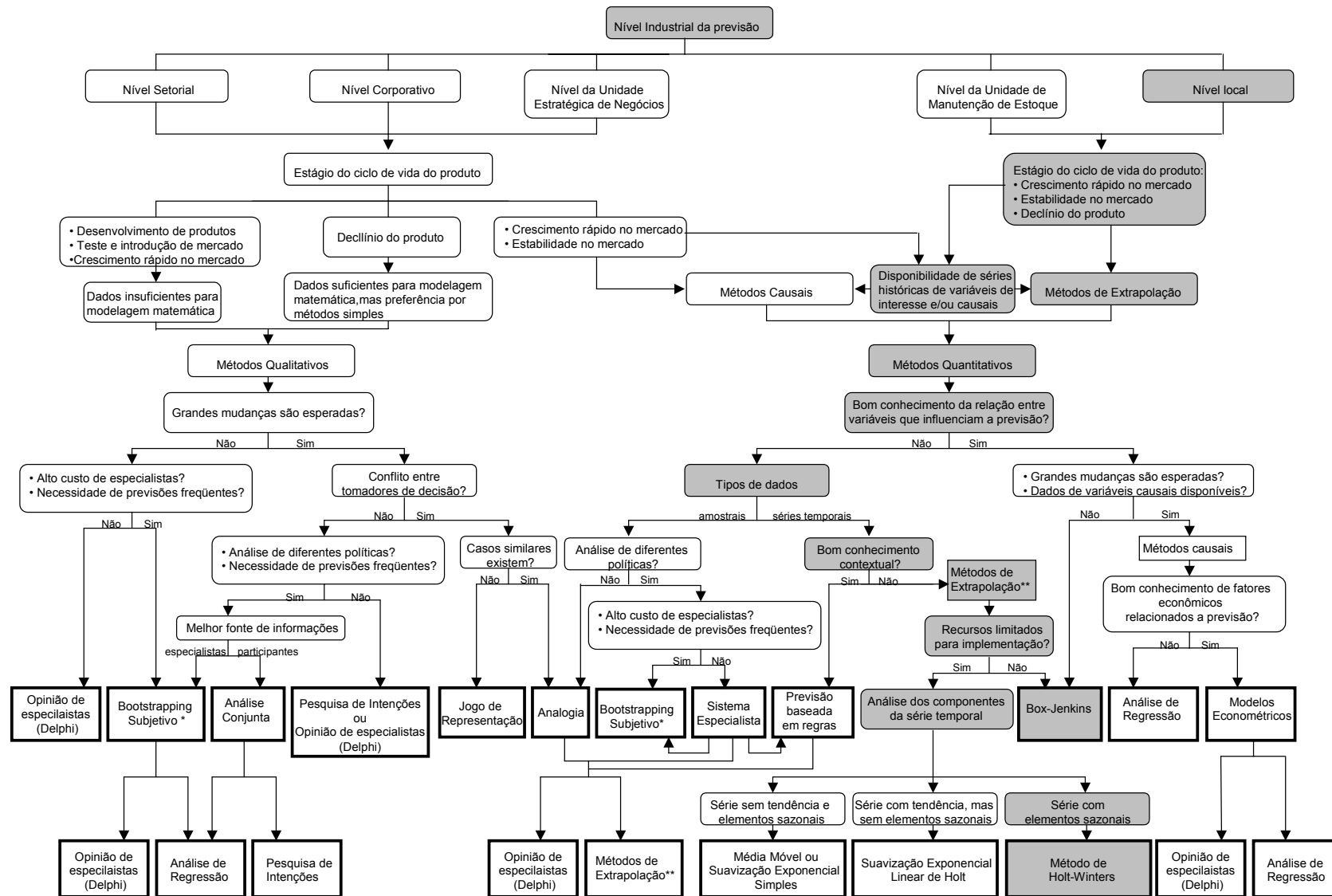


Figura 16: Métodos de previsão selecionados no primeiro estudo de caso

Não havia um grande domínio de conhecimento contextual por parte dos especialistas, pois os especialistas afirmaram que as quedas percentuais esperadas para os produtos considerados seriam similares as ocorridas devido aos efeitos de racionamento nacional de energia, no entanto as estimativas dos especialistas ficaram muito abaixo dos valores percentuais médios de queda de demanda durante o apagão (Tabela 4). Os valores referentes ao apagão na Tabela 4 são médias dos percentuais de queda de demanda de cada produto nos meses de dezembro de 2001, janeiro de 2002 e fevereiro de 2002. Concluiu-se que os especialistas não conseguiam traduzir a informação contextual para o processo preditivo. Desta forma, optou-se por uma previsão inicial com métodos baseados exclusivamente na extrapolação de séries históricas.

Tabela 4: Perdas mensais médias de demanda para os produtos 10K, 18K e 30K (estimadas pelos especialistas e observadas durante o racionamento de energia)

	Produto		
	10K	18K	30K
Perdas mensais estimadas	5%	15%	25%
Perdas mensais durante o apagão	30%	50%	38%

A empresa limitou os recursos disponibilizados tanto para investimentos em software de previsão quanto em treinamento dos especialistas da empresa. Nesse contexto, métodos de Extrapolação mais simples são mais adequados.

A análise gráfica realizada na etapa de coleta e preparação de dados indicou sazonalidades nas séries temporais, direcionando a escolha do método de *Holt-Winters* para os produtos em estudo. Características importantes do método selecionado podem ser avaliadas no APÊNDICE A.

A comparação do método de *Holt-Winters* com o método de *Box-Jenkins* foi realizada para análise da acurácia das previsões (Tabelas 12 e 13). No caso da acurácia ser maior com a implementação do método de *Box-Jenkins*, a empresa poderia rever a restrição de investimentos em recursos humanos e computacionais para o processo preditivo.

Como os métodos quantitativos não agregam informações contextuais futuras, estimativas de fatores ou eventos futuros devem ser incorporados no processo preditivo através de ajustes nas previsões quantitativas. Os especialistas da empresa disponibilizaram

previsões subjetivas de percentual de queda mensal na participação de mercado, sendo que o ajuste subjetivo da estimativa quantitativa visou a comparação da acurácia de previsões quantitativas sem ajuste e com ajuste subjetivo.

4.1.4 Seleção do Pacote Computacional

Para facilitar a implementação dos métodos quantitativos selecionados utilizou-se um software específico para previsões de demanda. O pacote computacional escolhido foi o ForecastPro, o qual disponibiliza os métodos de Suavização Exponencial e *Box-Jenkins*.

O ForecastPro tem um custo de aquisição moderado, sendo acessível para as empresas; além disso é de fácil entendimento e utilização. O software pode fazer previsões de várias séries temporais em paralelo e oferece uma opção de seleção automática pelo próprio software do melhor método para a série analisada, exigindo a mínima interação dos especialistas e usuários das previsões com modelos matemáticos de previsão e análises subjetivas sobre o padrão de demanda das séries alimentadas no software.

O software selecionado não consegue incorporar o ajuste subjetivo, sendo que as previsões quantitativas obtidas com a utilização do software são ajustadas com a utilização de uma planilha eletrônica.

4.1.5 Implementação do(s) Método(s)

Esta etapa da metodologia proposta foi realizada em dois passos: (i) implementação dos métodos quantitativos; e (ii) ajuste subjetivo das previsões quantitativas.

4.1.5.1 Implementação dos Métodos de Extrapolação

A implementação de métodos quantitativos (Suavização Exponencial e *Box-Jenkins*) foi operacionalizada com a utilização do pacote computacional específico. As séries temporais foram divididas em duas partes, uma parte para o ajuste do modelo matemático (47 períodos mensais) e a outra para validação do método (3 últimos períodos mensais). O horizonte de previsão foi definido anteriormente em 3 meses, reservando, assim, os últimos valores de demanda das séries para a avaliação da acurácia das previsões obtidas. As

modelagens das séries foram realizadas com a aplicação dos métodos de Suavização Exponencial (*Holt-Winters*) e *Box-Jenkins*.

A série utilizada para o ajuste do modelo matemático tem aproximadamente o tamanho recomendado para a obtenção de uma boa estimativa dos coeficientes de autocorrelação do método de *Box-Jenkins* (pelo menos 50 observações da variável analisada) (PELLEGRINI, 2000). Desta forma, considerou-se não haver restrições a implementação do método de *Box-Jenkins*.

Dado que os padrões de demanda dos produtos analisados são bem caracterizados pelos componentes da série e não se esperam mudanças repentinas durante o horizonte de previsão, considerou-se que os erros são aleatórios, normalmente distribuídos e constantes; sendo obtidos os intervalos de confiança para as previsões (MAKRIDAKIS, 1988).

- **Produto 10K**

O software de previsão ajusta modelos matemáticos aos dados da série temporal. A modelagem da série ajustada vem apresentada na Figura 17, conjuntamente com as previsões pontuais e o intervalo de confiança para a previsão (nível de confiança = 95%). A linha preta corresponde à série temporal histórica; a linha vermelha, aos valores pontuais de ajuste e de previsão; as linhas em azul delimitam o intervalo de confiança das previsões.

O ajuste é mensurado pelo coeficiente de determinação (R^2), sendo que um ajuste perfeito do modelo aos dados da série resulta em um valor igual a 1 para R^2 . Consideram-se aceitáveis valores com $R^2 > 0,6$ (PELLEGRINI, 2000). O software também calcula a média dos erros percentuais absolutos (MAPE) dos valores ajustados em relação aos valores da série histórica. A Tabela 5 apresenta informações relativas aos diferentes modelos matemáticos ajustados. O método de Suavização Exponencial apresentou melhor ajuste que o método de *Box-Jenkins*. As previsões obtidas (em unidades de produto) com a implementação dos métodos quantitativos e os limites inferior e superior do intervalo de confiança são apresentadas na Tabela 6.

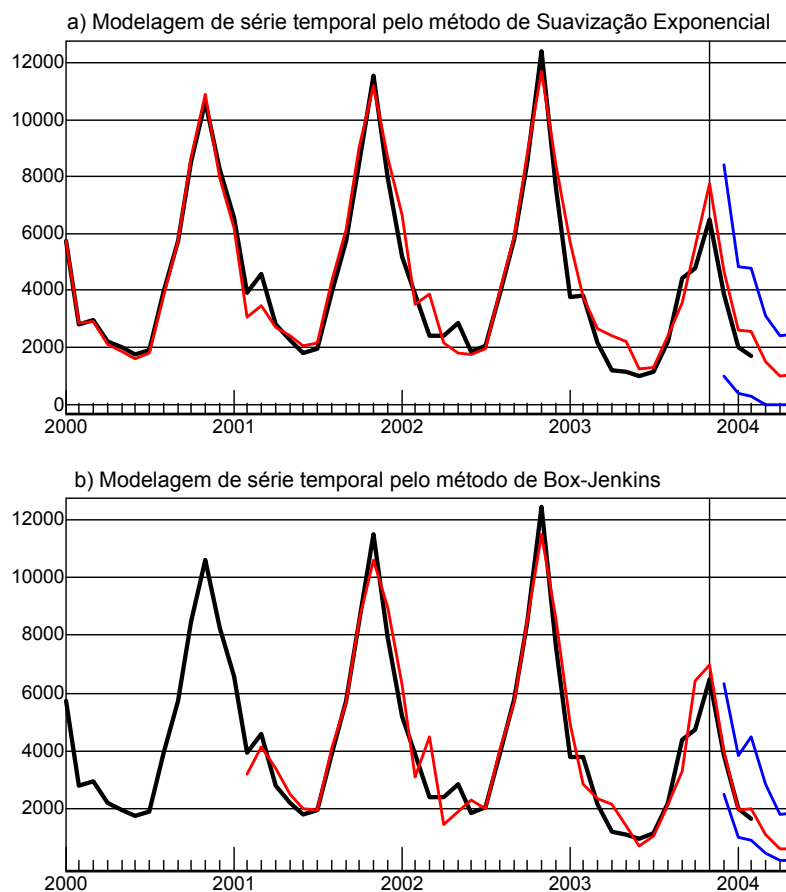


Figura 17: Modelagem para as séries temporais do produto 10K

Tabela 5: Dados dos modelos selecionados para o produto 10K

Método de Suavização Exponencial		Método de Box-Jenkins	
Modelo matemático	Suavização Exponencial sem tendência sazonalidade multiplicativa	Modelo matemático	ARIMA(0,1,0)*(0,1,0) ₁₂
R ²	0,9473	R ²	0,9036
MAPE	0,1543	MAPE	0,1341

Tabela 6: Demandas mensais previstas (em unidades de produto), limites inferior e limites superior (nível de confiança = 95%) para o produto 10K

Período	Método de Suavização Exponencial			Método de Box-Jenkins		
	Limite inferior	Previsão Pontual	Limite Superior	Limite inferior	Previsão Pontual	Limite Superior
dezembro-03	974	4.693	8.412	2.488	3.972	6.342
janeiro-04	358	2.581	4.804	1.019	1.975	3.828
fevereiro-04	293	2.533	4.772	886	1.992	4.481

- **Produto 18K**

A Figura 18 apresenta as modelagens da série temporal do produto 18K para os diferentes métodos de previsão, conjuntamente com as previsões pontuais e o intervalo de confiança para a previsão (nível de confiança = 95%). A Tabela 7 apresenta informações relativas aos modelos matemáticos ajustados e a Tabela 8 fornece as previsões de demanda (em unidades de produto) obtidas com a implementação dos métodos quantitativos.

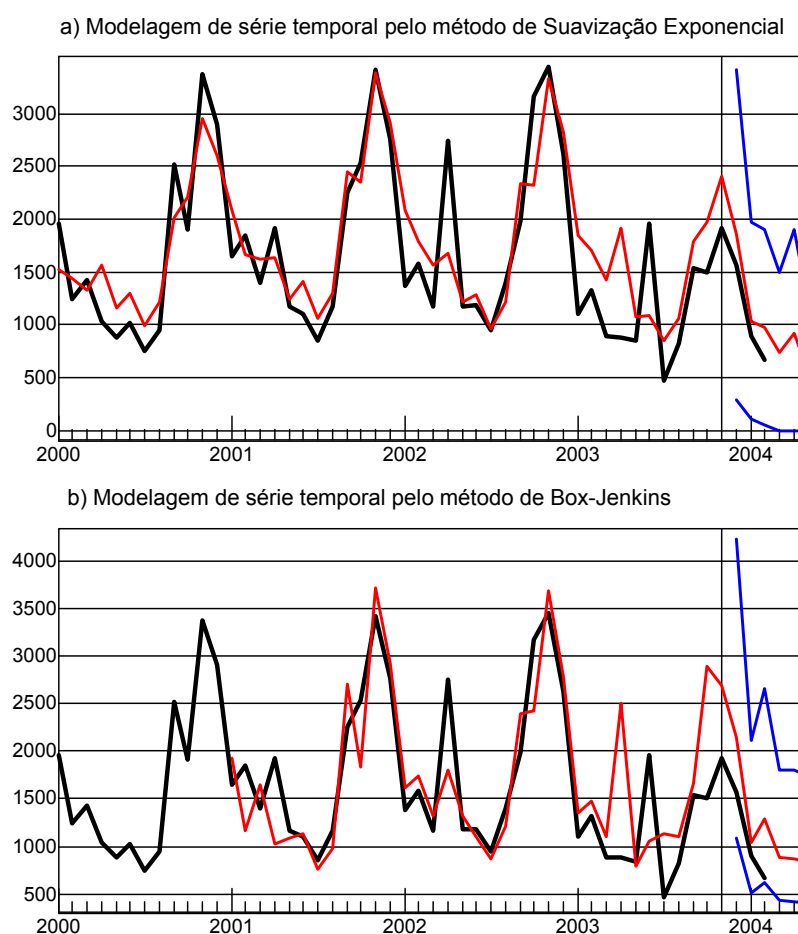


Figura 18: Modelagem para as séries temporais do produto 18k

Tabela 7: Dados dos modelos selecionados para o produto 18K

Método de Suavização Exponencial		Método de Box-Jenkins	
Modelo matemático	Suavização Exponencial tendência linear sazonalidade multiplicativa	Modelo matemático	ARIMA(1,0,0)*(0,1,0) ₁₂
R ²	0,7101	R ²	0,5872
MAPE	0,2522	MAPE	0,212

Tabela 8: Demandas mensais previstas (em unidades de produto), limites inferior e limites superior (nível de confiança = 95%) para o produto 18K

Período	Método de Suavização Exponencial			Método de Box-Jenkins		
	Limite inferior	Previsão Pontual	Limite Superior	Limite inferior	Previsão Pontual	Limite Superior
dezembro-03	292	1.857	3.422	1.087	2.146	4.234
janeiro-04	109	1.038	1.966	504	1.033	2.119
fevereiro-04	49	974	1.899	627	1.291	2.658

O modelo matemático do método de Suavização Exponencial apresenta melhor ajuste aos dados da série histórica (Tabela 7), sendo o mais indicado para a previsão de demanda do produto 18K.

- **Produto 30K**

A Figura 19 apresenta as modelagens da série temporal para os diferentes métodos de previsão, conjuntamente com as previsões pontuais e o intervalo de confiança para a previsão do produto 30K.

A Tabela 9 apresenta informações relativas aos modelos matemáticos ajustados e a Tabela 10 fornece as previsões obtidas (em unidades de produto) com a implementação dos métodos. O modelo matemático do método de Suavização Exponencial apresenta o melhor ajuste aos dados da série histórica e é o mais adequado para a previsão do produto 30K.

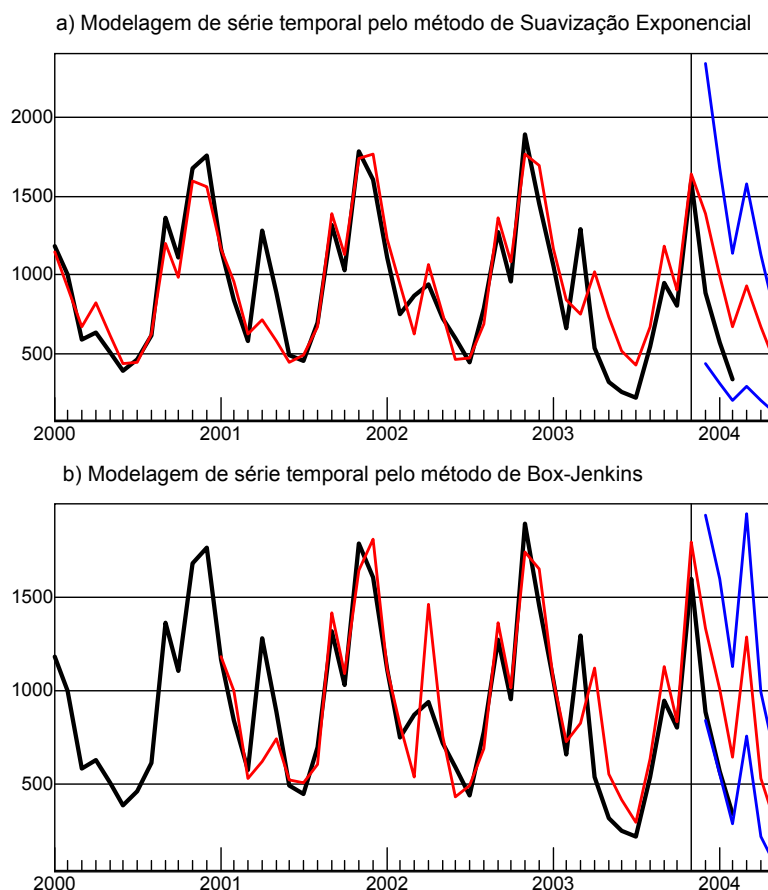


Figura 19: Modelagem para as séries temporais do produto 30K

Tabela 9: Dados dos modelos selecionados para o produto 30K

Método de Suavização Exponencial		Método de Box-Jenkins	
Modelo matemático	Suavização Exponencial sem tendência sazonalidade multiplicativa	Modelo matemático	ARIMA(1,0,0)*(0,1,0) ₁₂
R ²	0,7924	R ²	0,791
MAPE	0,2148	MAPE	0,1565

Tabela 10: Demandas mensais previstas (em unidades de produto), limites inferior e limites superior (nível de confiança = 95%) para o produto 30K

Período	Método de Suavização Exponencial			Método de Box-Jenkins		
	Limite inferior	Previsão Pontual	Limite Superior	Limite inferior	Previsão Pontual	Limite Superior
dezembro-03	433	1.390	2.348	846	1.337	1.940
janeiro-04	307	992	1.676	559	1.011	1.597
fevereiro-04	205	670	1.135	293	644	1.133

4.1.5.2 Ajuste Subjetivo das previsões quantitativas

Um ajuste subjetivo foi realizado para incorporar o conhecimento contextual futuro no processo preditivo. As previsões ajustadas em função das estimativas de perda de participação de mercado são apresentadas na Tabela 11. As previsões pontuais apresentada nas Tabelas 6, 8 e 10 foram multiplicadas pelo percentual complementar do apresentado na Tabela 2.

Tabela 11: Demandas pontuais previstas (em unidades de produto/mês) após ajuste subjetivo das previsões individuais para os produtos 10K, 18K e 30K

		Previsões individuais	
		Método de Suavização Exponencial	Método de Box-Jenkins
Produto	Período	Previsão Pontual	Previsão Pontual
10k	dezembro-03	4.458	3.773
	janeiro-04	2.452	1.876
	fevereiro-04	2.406	1.893
18k	dezembro-03	1.578	1.824
	janeiro-04	882	878
	fevereiro-04	828	1.097
30k	dezembro-03	1.043	1.003
	janeiro-04	744	759
	fevereiro-04	502	483

4.1.6 Validação do(s) método(s) de previsão

As previsões obtidas foram comparadas com as previsões empíricas dos especialistas da empresa. A comparação visa determinar se a acurácia obtida com uma metodologia estruturada de previsão é maior que a das previsões atuais da empresa. Nesta etapa foram obtidas a acurácia das previsões puramente quantitativas (sem ajustes), das previsões ajustadas subjetivamente e das previsões subjetivas dos especialistas (Tabela 3).

Os métodos foram avaliados através da acurácia das previsões para um horizonte de 3 meses. Utilizou-se a média dos erros percentuais absolutos (MAPE) e o erro percentual absoluto (APE) como medidas de acurácia dos métodos. O MAPE indica a média do erro no

horizonte de previsão e o APE o erro para cada período que compõem o horizonte de previsão, facilitando a análise da precisão mensal das previsões. Os resultados da análise de acurácia das previsões sem ajuste subjetivo (Tabelas 6, 8 e 10) são apresentados na Tabela 12. A Tabela 13 apresenta a acurácia das previsões ajustadas subjetivamente com as estimativas de perdas de participação no mercado. Comparando as Tabelas 12 e 13, pode-se definir os métodos mais precisos em função da análise das medidas de acurácia e evidenciar as melhorias na precisão com o ajuste subjetivo. O ajuste subjetivo melhorou a acurácia das previsões dos três produtos para os dois métodos implementados.

Para os produtos 10K e 30K o método que ofereceu a melhor acurácia foi o método de *Box-Jenkins* com ajuste subjetivo (valores em vermelho indicam o menor valor de MAPE obtido para cada produto). Para o produto 18K o método mais adequado é o de Suavização Exponencial com ajuste subjetivo. A Tabela 14 compara a acurácia dos métodos mais precisos (*Box-Jenkins* para os produtos 10K e 30K; e Suavização Exponencial para o produto 18K) com a acurácia das previsões dos especialistas da empresa.

Tabela 12: Acurácia das demandas pontuais previstas sem ajuste subjetivo das previsões para os produtos 10K, 18K e 30K

Produto	Período	Demanda real	Método de Suavização Exponencial			Método de Box-Jenkins		
			Previsão Pontual	APE	MAPE	Previsão Pontual	APE	MAPE
10k	dezembro-03	3.852	4.693	0,2183		3.972	0,0311	
	janeiro-04	1.988	2.581	0,2984	0,3417	1.975	0,0064	0,0747
	fevereiro-04	1.679	2.533	0,5084		1.992	0,1867	
18k	dezembro-03	1.569	1.857	0,1835		2.146	0,3675	
	janeiro-04	896	1.038	0,1582	0,2719	1.033	0,1534	0,4913
	fevereiro-04	661	974	0,4740		1.291	0,9529	
30k	dezembro-03	888	1.390	0,5658		1.337	0,5060	
	janeiro-04	571	992	0,7367	0,7557	1.011	0,7713	0,7222
	fevereiro-04	341	670	0,9646		644	0,8894	

Tabela 13: Acurácia das demandas pontuais previstas com ajuste subjetivo das estimativas de perdas de participação no mercado para os produtos 10K, 18K e 30K

Produto	Período	Demanda real	Método de Suavização Exponencial			Método de Box-Jenkins		
			Previsão Pontual	APE	MAPE	Previsão Pontual	APE	MAPE
10k	dezembro-03	3.852	4.458	0,1574		3.773	0,0205	
	janeiro-04	1.988	2.452	0,2335	0,2746	1.876	0,0561	0,0680
	fevereiro-04	1.679	2.406	0,4329		1.893	0,1273	
18k	dezembro-03	1.569	1.578	0,0060		1.824	0,1624	
	janeiro-04	896	882	0,0155	0,0915	878	0,0196	0,2807
	fevereiro-04	661	828	0,2529		1.097	0,6600	
30k	dezembro-03	888	1.043	0,1744		1.003	0,1295	
	janeiro-04	571	744	0,3026	0,3168	759	0,3285	0,2917
	fevereiro-04	341	502	0,4734		483	0,4170	

Tabela 14: Acurácia das demandas pontuais previstas pelos especialistas da empresa e pelos métodos mais adequados para os produtos 10K, 18K e 30K

Produto	Período	Demanda real	Método proposto			Especialistas da empresa		
			Previsão Pontual	APE	MAPE	Previsão Pontual	APE	MAPE
10k	dezembro-03	3.852	3.773	0,0205		5.968	0,5493	
	janeiro-04	1.988	1.876	0,0561	0,0680	4.680	1,3541	0,8922
	fevereiro-04	1.679	1.893	0,1273		381	0,7731	
18k	dezembro-03	1.569	1.578	0,0060		2.491	0,5876	
	janeiro-04	896	882	0,0155	0,0915	1.488	0,6607	0,8690
	fevereiro-04	661	828	0,2529		1.559	1,3585	
30k	dezembro-03	888	1.003	0,1295		1.313	0,4786	
	janeiro-04	571	759	0,3285	0,2917	956	0,6743	0,8623
	fevereiro-04	341	483	0,4170		830	1,4340	

A metodologia proposta foi validada; os resultados (previsões) obtidos pelo método proposto de Extrapolação com ajuste subjetivo são mais acurados que (i) as previsões dos especialistas da empresa realizadas sem o apoio de métodos quantitativos e que (ii) as previsões quantitativas sem o ajuste subjetivo. Mesmo que a empresa decida não investir em software de previsão para implementação do método de *Box-Jenkins*, mantendo sua política de restrição de recursos para o sistema de previsão, a implementação do método de Suavização Exponencial é satisfatória em termos de precisão. O ajuste subjetivo das previsões dos métodos de Suavização gerou previsões com menores erros em comparação com as

previsões dos especialistas da empresa. Comparações dos métodos selecionados com outros métodos estruturados de previsão podem ser realizadas futuramente para a otimização do sistema de previsões da empresa e comparações de acurácia.

4.2 PREVISÃO DE PRODUTOS NOVOS NO MERCADO

4.2.1 Definição do Problema

O segundo estudo de caso foi desenvolvido em parceria com uma empresa que produz medidores de energia elétrica. Os medidores de energia são fornecidos para empresas de distribuição de energia tanto do Brasil quanto do exterior. O produto de interesse neste estudo é um medidor eletrônico de energia elétrica, o qual vem sendo introduzido lentamente no mercado brasileiro. O medidor eletrônico foi desenvolvido para substituir os medidores eletromecânicos fabricados pela empresa, especialmente na classe de consumidores residenciais das distribuidoras de energia elétrica.

O desenvolvimento de novas tecnologias na área de mensuração de consumo de energia tem trazido benefícios tanto para o consumidor quanto para as distribuidoras de energia. A substituição de medidores eletromecânicos por medidores eletrônicos favorece o consumidor final e as distribuidoras. Entre os benefícios da substituição estão: a avaliação otimizada e detalhada de consumo (perfil de consumo e curva de carga); a armazenagem de dados; a facilidade de calibração, teste e instalação; a facilidade de leitura (tradicional, através de rádio ou por modem); a redução de custos de operação de medição; e a disponibilização de novos serviços para consumidores residenciais (DOS SANTOS; CAPDEVILLE, 2002).

A entrada desses modelos de medidores no mercado nacional deve resolver os problemas mais comuns enfrentados pelas distribuidoras de energia elétrica, como a falta de opção para cobrança de tarifas diferenciadas e impossibilidade de transmissão de dados *on-line*. Além disso, ajudará a garantir um consumo racional de energia por parte da população e poderá oferecer uma tarifação pré-paga, onde o consumidor poderá comprar energia elétrica com um cartão inteligente e abastecer o medidor com os kilowatts que necessitar para um determinado período de tempo.

Previsões de demanda desses medidores no mercado brasileiro são essenciais para planejamentos tático e estratégico da empresa, sendo utilizadas para o planejamento agregado

de produção, dimensionamento da capacidade produtiva e alocação de recursos em P&D. Os planejamentos de médio e longo prazo necessitam de estimativas da taxa de penetração no mercado para prever a demanda do produto e para dimensionar capacidade futura.

O sistema de previsão de demanda da empresa não é estruturado e as previsões são obtidas através de análises subjetivas dos especialistas, que não dispõem de software de previsão e não possuem treinamento em métodos de previsão de demanda.

Definiu-se como problema a ser resolvido a previsão de demanda de medidores eletrônicos (todos os modelos agregados) para o mercado interno. Estas previsões têm sido superestimadas pelos especialistas da empresa, dificultando o planejamento de produção de curto e médio prazo. Como a empresa estava se baseando numa estimativa de demanda errônea para a programação de produção, gerava estoques desnecessários de matéria-prima.

As previsões dos especialistas consideravam que a substituição de medidores se concentraria nos consumidores residenciais de energia, que são os consumidores que demandam maior quantidade de medidores. A substituição de medidores na classe residencial de consumo depende, além do interesse das distribuidoras, do interesse dos órgãos reguladores do setor. Uma mudança de cenário pode afetar diretamente a demanda pelo novo produto, como, por exemplo, a mudança de leis sobre medição de energia em nível residencial. O objetivo deste estudo de caso não é a previsão de cenários e sim a previsão de demanda do produto dentro do atual cenário de mercado e considerando a continuidade deste cenário no curto e médio prazo.

4.2.2 Obtenção de Informações

As previsões para os medidores eletrônicos foram obtidas para o nível da unidade estratégica de negócios, ou seja, previsões de demanda agregadas para a unidade de montagem de medidores eletrônicos da empresa. Previsões para este nível industrial de previsão podem ser obtidas pela utilização de métodos qualitativos e/ou métodos quantitativos. Neste caso um menor número e frequência de previsões são necessários, o horizonte das previsões deve ser para médio e/ou longo prazo e a incorporação de fatores contextuais no processo preditivo através de análises subjetivas se faz necessária.

Os produtos analisados neste estudo de caso estão no estágio de testes e introdução no mercado. Assim, a utilização de métodos quantitativos de previsão está condicionada à

disponibilidade de informações sobre séries históricas e/ou variáveis causais de produtos análogos para comparação. Nesta fase do ciclo de vida do produto não há disponibilidade de informações históricas de demanda do próprio produto, sendo indicados métodos qualitativos.

A estrutura do mercado deve ser identificada completamente para a previsão de demanda de novos produtos. No caso de previsões de vendas do novo produto não há dados históricos diretos para a previsão através de projeções de tendência ou análise causal. Entretanto, outras formas de dados primários e secundários estão disponíveis e, na extensão que os recursos permitem, utilizam-se análises subjetivas na tomada de decisão sobre o novo produto.

O nível industrial de previsões direciona a definição dos elementos temporais do processo de previsão. O período de previsão mensal foi definido em função da unidade de previsão requerida para as tomadas de decisão quanto ao planejamento de produção da empresa e dimensionamento de estoques de matérias-primas.

O intervalo entre previsões foi definido como de 6 meses. Foi considerado que não havia necessidade de alocação de recursos para revisões freqüentes das previsões até que os produtos entrassem no ciclo de crescimento rápido no mercado.

Como os produtos estão numa fase do ciclo de vida que é influenciada por numerosos fatores contextuais, um horizonte de previsão de médio prazo (6 meses) foi estipulado. O mercado para medidores de energia elétrica está sujeito a diversos fatores, como decisões governamentais sobre o setor de energia elétrica e sobre a utilização de medidores eletrônicos para consumidores residenciais.

A etapa de priorização dos itens a serem previstos não foi necessária, pois o interesse da empresa era por previsões de demanda agregada dos diferentes modelos de medidores eletrônicos.

A organização disponibilizou informações contextuais sobre o mercado em que estão inseridos os medidores eletrônicos e o histórico de demanda do produto similar (medidores eletromecânicos). As informações contextuais foram coletadas em fontes independentes (literatura e especialistas do setor de distribuição de energia elétrica). A confiabilidade e relevância dos dados para o processo preditivo foram confirmadas pelos especialistas da empresa. As informações contextuais foram utilizadas para a aplicação do método qualitativo de previsão e a série histórica análoga para a implementação de métodos quantitativos.

O mercado de distribuição de energia elétrica é atendido por 64 concessionárias, estatais ou privadas, em todo o país. São atendidos cerca de 47 milhões de unidades consumidoras, das quais 85% são consumidores residenciais (ANEEL, 2005b).

Os medidores eletrônicos têm sido usados preferencialmente em consumidores comerciais e industriais no Brasil. A demanda por este tipo de medidor é função da necessidade de discriminação de consumo por segmento de horário (ponta e fora de ponta), de energia consumida e de demanda máxima verificada. Essa estratificação do consumo permite diferentes métodos de taxação através da mensuração de uso de cargas, horário de uso ou pico de carga (FROST; SULLIVAN, 2003). Este tipo de medidor facilita o desenvolvimento de sistemas de leitura remota de energia elétrica (DOS SANTOS; CAPDEVILLE, 2002). As vantagens dos medidores eletrônicos em relação aos eletromecânicos são apresentadas na Figura 20.

Sistemas com medição eletrônica	Sistemas com medidores eletromecânicos
Várias grandezas no mesmo instrumento	Um instrumento para cada grandeza
Leituras instantâneas permitem o registro histórico de todas as grandezas elétricas	Valores precisam ser processados
Demanda e fator de potência instantâneos	Demanda e fator de potência projetados quando são instalados medidores de energia reativa
Leitura de tensão e corrente por fase	Não informa valores de tensões e correntes
Leituras de potência por fase (ativa, reativa e total)	Não informa valores de potência
Leituras de consumo acumulado (ativo e reativo)	Valores de consumo devem ser acumulados pelo sistema de gerenciamento
Consistência dos dados é total	Consistência pode ser quebrada por falta de energia nos diversos componentes do sistema
Leituras detalhadas auxiliam a conferência da ligação do próprio medidor	Requer muita experiência para garantir a correta ligação dos medidores
Menor número de componentes (apenas os medidores e gerenciador)	Vários componentes adicionais (emissores de pulsos, placas de entrada, etc.)
Maior confiabilidade e precisão (até 0,2%)	Partes móveis diminuem a precisão (entre 1 e 2%)
Calibração única	Necessidade de calibrações periódicas

Figura 20: Vantagens dos medidores eletrônicos em relação aos medidores eletromecânicos

(Fonte: ENGECOMP, 1999)

O mercado de medidores eletrônicos na Europa está em fase de reestruturação, sendo estimado um aumento na participação de mercado dos atuais 57% para 76% até 2010, substituindo os medidores eletromecânicos a uma taxa média de 2,4% ao ano. Este aumento

se deve à utilização destes medidores no setor residencial, que utiliza principalmente medidores eletromecânicos (FROST; SULLIVAN, 2003).

O mercado de medidores eletromecânicos, por outro lado, está estático na Europa. As razões para a demanda por este tipo de medidor são o preço em relação ao eletrônico e a sua vida útil (de 30 a 40 anos), duas vezes maior do que a dos medidores eletrônicos. Os medidores eletrônicos custam entre 20 e 25% a mais que os eletromecânicos. Mesmo com um aumento de custo na compra destes medidores, grandes mercados como Escandinávia, Reino Unido, França e Itália têm substituído sistematicamente os medidores eletromecânicos por medidores eletrônicos. Na Itália serão instalados mais de 20 milhões de medidores eletrônicos em residências até o final de 2005 (FROST; SULLIVAN, 2003). Baseado nestas tendências mundiais a empresa do estudo de caso desenvolveu seu produto, priorizando no mercado nacional a classe residencial de consumidores.

A previsão discriminada na etapa de formulação do problema a ser resolvido é para a classe de medidores eletrônicos (todos os modelos), não necessitando assim de regras de desagregação das previsões para modelos individuais. Os dados de demanda histórica do produto similar foram disponibilizados pelo setor de planejamento e programação da empresa e correspondem ao volume de produção, que equivale ao volume de vendas devido ao fato da unidade de produção de medidores eletrônicos produzir contra-pedido. Os dados de demanda dos medidores eletromecânicos monofásicos e polifásicos são apresentados no APÊNDICE E.

A empresa produz os medidores eletrônicos para substituição dos medidores eletromecânicos polifásicos. Desta forma, o estudo de caso focou na taxa de substituição deste tipo de medidor pelo novo produto. A série temporal dos medidores polifásicos foi analisada graficamente para identificação de erros de leitura, lacunas e para localizar dados atípicos decorrentes de eventos especiais passados e não sistemáticos. Os especialistas da empresa optaram por não ajustar nenhum valor da série temporal dos medidores polifásicos (Figura 21).

Os resultados requeridos pela implementação dos métodos de previsão são as estimativas da taxa de penetração de mercado (que correspondem a taxa de substituição dos medidores eletromecânicos por medidores eletrônicos no mercado nacional) e valores pontuais mensais de demanda de medidores eletrônicos.

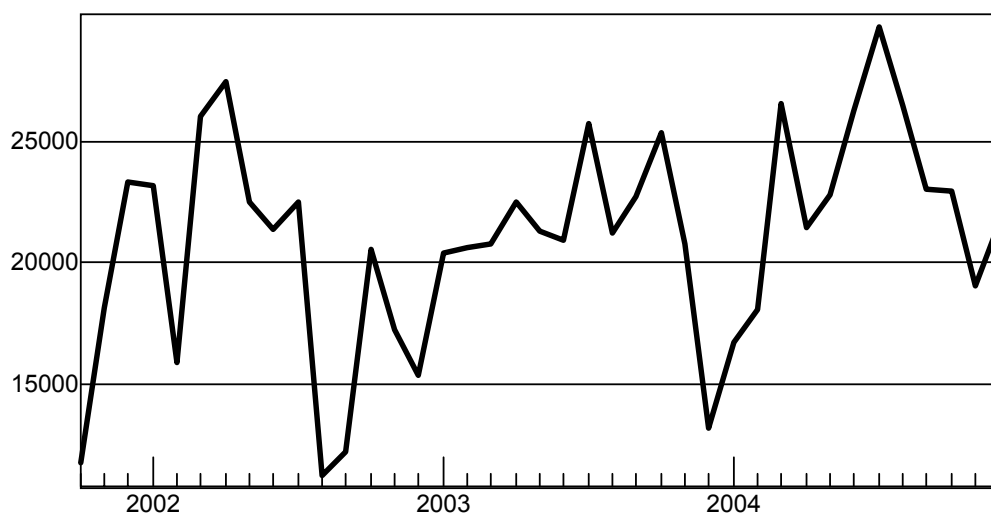


Figura 21: Série temporal dos medidores eletromecânicos polifásicos

4.2.3 Escolha do Método de Previsão

A definição do nível industrial da previsão em nível da unidade estratégica de negócios e do estágio do ciclo de vida do produto em estágio de teste e introdução no mercado indicou a necessidade de métodos qualitativos (Figura 22).

Como grandes mudanças são esperadas no contexto de mercado destes produtos (mudanças de leis que regularizem a utilização de medidores eletrônicos a nível residencial e mudanças nos programas de substituição de medidores de energia eletromecânicos), conflitos entre os tomadores de decisão são esperados (especialistas com diferentes estratégias de penetração de mercado) e casos similares existem, o método de Analogia é indicado como o mais adequado para a situação do estudo de caso. A escolha do método de Analogia é justificada pelo fato dos medidores eletrônicos e eletromecânicos possuírem funcionalidades semelhantes e o mesmo mercado consumidor.

Características importantes do método selecionado podem ser avaliadas nos quadros apresentado no APÊNDICE A. O método de Analogia utiliza, para a análise dos dados e previsão de demanda, métodos de Extrapolação de séries temporais integrados com métodos baseados em Opiniões de Especialistas (Figura 22).

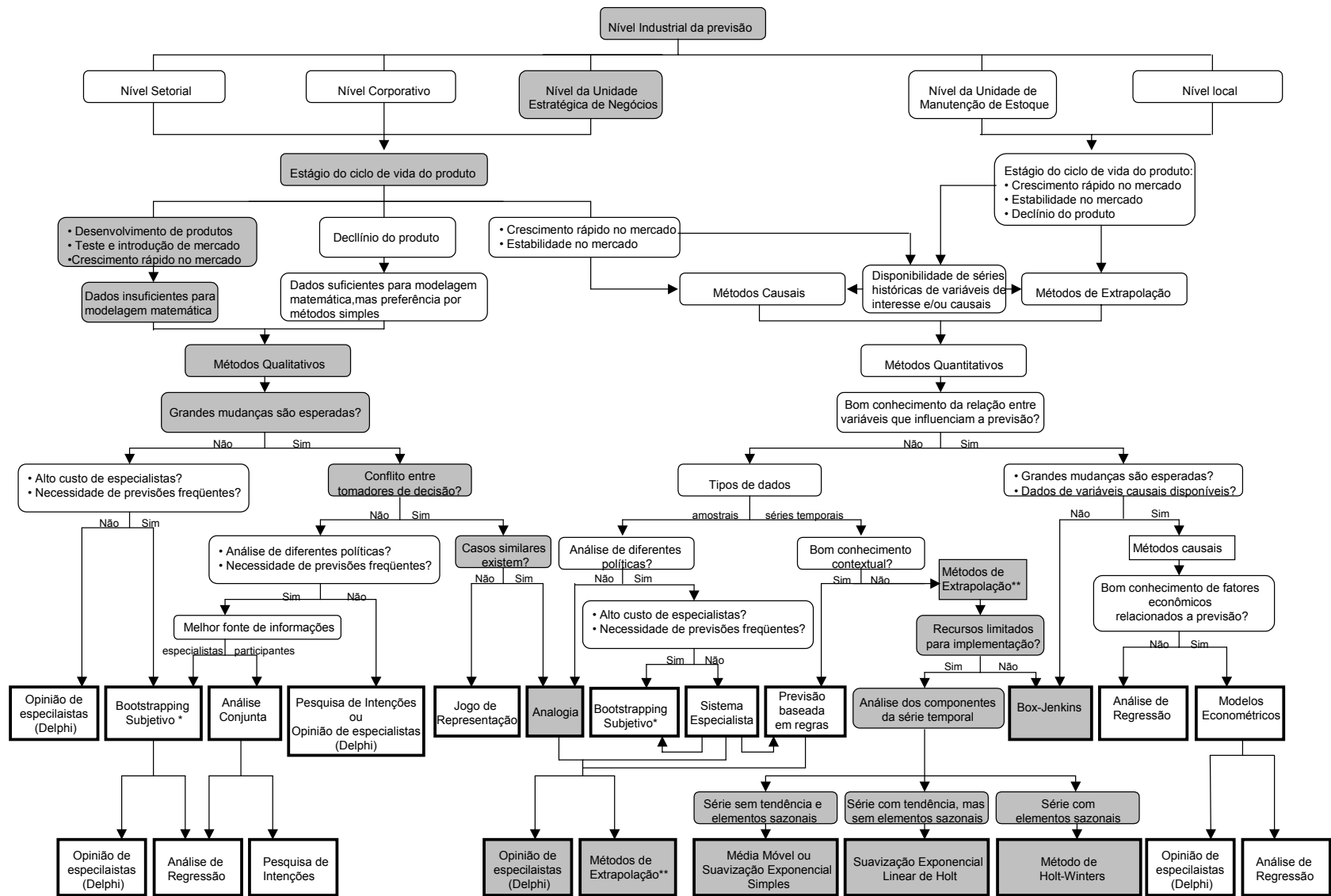


Figura 22: Métodos de previsão seleccionados no segundo estudo de caso

A empresa não mostrou restrições a investimentos no seu sistema de previsão de demanda, podendo assim ser implementados métodos de Extrapolação complexos. A análise gráfica realizada na série temporal dos medidores eletromecânicos polifásicos não indicou sazonalidades ou tendências aparentes, mas como graficamente não podíamos concluir sobre a existência destes componentes do padrão de demanda optou-se pela implementação de todos os métodos de Extrapolação Simples. Devido aos fatores descritos acima a metodologia de seleção direcionou a implementação dos métodos de Média Móvel, Suavização Exponencial (Simples, Linear de *Holt* e de *Holt-Winters*) e *Box-Jenkins*; e uma posterior escolha do método de Extrapolação mais adequado para a situação estudada. Características importantes dos métodos selecionados podem ser avaliadas no APÊNDICE A.

Os métodos de Extrapolação foram utilizados para obter previsões de demanda dos medidores eletromecânicos polifásicos, para os quais existem séries históricas disponíveis, e o método Delphi, baseado em opiniões de especialistas, para estimar o percentual de substituição no mercado dos medidores eletromecânicos pelo seu análogo eletrônico. As previsões dos métodos de Extrapolação para as séries análogas serão ajustadas subjetivamente pelas previsões obtidas com o método Delphi para a obtenção das previsões finais de demanda de medidores eletrônicos.

4.2.4 Seleção do Pacote Computacional

As séries temporais da demanda de produtos similares (medidores eletromecânicos) serão utilizadas na implementação dos métodos quantitativos. Como a metodologia de seleção direcionou a escolha de métodos de Extrapolação, um software de previsão facilita a implementação dos mesmos.

Como no estudo de caso anterior, optou-se pelo ForecastPro, cujas vantagens e características foram citadas anteriormente. A utilização do software na situação em estudo vai auxiliar na diminuição do tempo de implementação da metodologia proposta, o qual pode ser potencialmente longo devido à utilização do método Delphi. O ajuste subjetivo foi realizado com a utilização de uma planilha eletrônica.

4.2.5 Implementação do(s) Método(s)

Para um novo produto lançado em um mercado estabelecido, como no caso em estudo, deve-se primeiramente comparar o produto proposto com similares de concorrentes ou da própria organização através da utilização de uma equipe multidisciplinar. O mapeamento do domínio de conhecimento de um produto existente foi utilizado para definir inferências sobre o novo produto. Os dados de demanda relativos aos medidores eletromecânicos foram utilizados para a implementação do método de Analogia (método de Extrapolação integrado ao método de Opiniões de Especialistas).

A implementação do método de Analogia seguiu os seguintes passos: *(i)* implementação do método Delphi (Opinião de Especialistas); *(ii)* implementação dos métodos de Extrapolação; e *(iii)* integração dos métodos.

4.2.5.1 Implementação do Método Delphi

A implementação do método Delphi foi realizada em seis etapas: *(i)* definição dos respondentes e elaboração do questionário; *(ii)* validação do questionário a ser aplicado; *(iii)* aplicação do questionário; *(iv)* tabulação e análise dos dados; *(v)* nova rodada de aplicação do questionário; e *(vi)* obtenção das previsões finais. O objetivo do Delphi era obter informações sobre taxa de substituição dos medidores para ajuste das previsões quantitativas dos medidores eletromecânicos.

A amostra de respondentes foi definida em função da disponibilidade das distribuidoras (concessionárias) de energia em responder o questionário. Foram convidadas a participar da pesquisa 4 distribuidoras, mas somente 2 distribuidoras e a empresa fornecedora foram entrevistadas. Cada empresa determinou um especialista para participar da aplicação do Delphi, o que prejudicou a análise devido a pequena amostra de especialistas, mas facilitou a obtenção de consenso sobre a previsão requerida. A pesquisa também buscou uma aproximação entre as empresa fornecedora e seus clientes, para um melhor entendimento das intenções e do comportamento dos mesmos.

O questionário, apresentado no APÊNDICE F, foi elaborado com base nas informações de mercado obtidas com especialistas da empresa parceira e em literatura

especializada de pesquisa de mercado (CHURCHILL, 2001; MALHOTRA, 2001; MESQUITA; SANTORO, 2004).

Um pré-teste foi realizado com o especialista da empresa de medidores e o questionário, validado. O pré-teste foi utilizado também para obter informações sobre o sistema de previsão de demanda utilizado pela empresa de medidores. Os questionamentos relativos a esse levantamento foram excluídos para a aplicação nas concessionárias.

A empresa fornecedora fazia previsões mensais de demanda de medidores eletrônicos, em intervalos mensais e para horizontes trimestrais, baseando-se em contatos comerciais para levantamento das intenções de compra de seus clientes. A empresa tem capacidade instalada para produção de aproximadamente 1.000 medidores/dia, com flexibilidade para duplicação da capacidade instalada. O preço do novo produto é praticamente o mesmo em comparação aos dos produtos similares (medidores eletrônicos) das 5 empresas concorrentes. A vida útil do medidor desenvolvido é de aproximadamente 15 anos, com custo de manutenção mais baixo em relação aos custos relacionados aos medidores eletromecânicos.

Métodos quantitativos de previsão não eram utilizados pela empresa, pois o mercado de penetração do novo produto estava sendo prospectado, sem uma delimitação definida. O especialista acreditava que a utilização de métodos estatísticos só poderia ocorrer com a delimitação do mercado consumidor do novo produto. O especialista responsável pela previsão de demanda tinha conhecimento somente sobre métodos estatísticos simples (Média Móvel) e não utilizava software de previsão de demanda para auxiliar o processo preditivo. Medidas de acurácia das previsões não eram utilizadas para o monitoramento do sistema de previsão da empresa.

O questionário aplicado às empresas distribuidoras não contém perguntas relacionadas ao levantamento de informações do sistema de previsão da empresa fornecedora (detalhado nos parágrafos anteriores). O questionário foi aplicado aos três especialistas e os dados tabulados conforme apresentado no APÊNDICE G.

Foram obtidas informações sobre o mercado e substituição dos medidores eletromecânicos por medidores eletrônicos. O mercado potencial para a entrada do novo produto é muito grande (aproximadamente 70.000 medidores/ano) dado que as distribuidoras pesquisadas já estão substituindo ou pretendem substituir os seus medidores eletromecânicos obsoletos pelos eletrônicos e instalar medidores eletrônicos para novos consumidores. As concessionárias vislumbram a substituição dos medidores eletromecânicos do tipo monofásico

e polifásico, mas a empresa parceira está focando na substituição dos polifásicos. Desta forma, considerou-se somente a substituição dos polifásicos neste estudo de caso, pois a empresa pretende retirar do mercado os polifásicos ofertados atualmente.

As distribuidoras discordaram da empresa quanto à utilização do cenário europeu como base para inferências sobre o mercado nacional de distribuição de energia. De acordo com especialistas das distribuidoras, o cenário europeu poderia ser utilizado apenas como um ponto de partida para estimativas iniciais de demanda. Devido à complexidade do assunto, apesar dos respondentes receberem todas as respostas da primeira rodada do Delphi, a segunda rodada focou nas questões de estimativas das taxas de substituição (objetivo principal da aplicação do Delphi) e considerações utilizadas no processo preditivo (Questões 4, 5, 6 e 7 do APÊNDICE G). A segunda rodada não incorporou novos questionamentos.

Analisando as taxas de substituição fornecidas pelos respondentes (Questões 4, 5, 6 e 7) nota-se um otimismo da empresa fornecedora quanto a intenção de compra dos medidores eletrônicos para substituição dos medidores eletromecânicos. As taxas de substituição informadas pelos especialistas diferiram quanto aos seus valores, o que gerou a necessidade de uma nova rodada do questionário para a obtenção do consenso. As concessionárias têm intenções de substituição bem menores do que as vislumbradas pela empresa fornecedora. Os valores das estimativas foram tabulados (analisaram-se os resultados e previsões médias foram geradas) conforme apresentado na Tabela 15 e retornados para a segunda rodada do Delphi, juntamente com as justificativas fornecidas para as estimativas da primeira rodada. A Tabela 15 apresenta as taxas de substituição estimadas pelos especialistas. Analisou-se a substituição dos medidores monofásicos e polifásicos pelos eletrônicos na classe residencial.

Tabela 15: Taxas estimadas de substituição dos medidores eletromecânicos pelos eletrônicos na primeira rodada do Delphi

Cenário	Medidores Eletromecânicos					
	Monofásicos			Polifásicos		
	Muito pouco favorável	Condições atuais	Muito favorável	Muito pouco favorável	Condições atuais	Muito favorável
Distribuidora A	1%	3%	4,5%	2%	3%	4,5%
Distribuidora B	1%	4%	100%	0,5%	1%	100%
Empresa	0%	-	50%	5%	10%	100%
Média	0,7%	3,5%	51,5%	2,5%	4,7%	68,2%

O objetivo da segunda rodada era revisar as respostas da primeira baseando-se nas novas informações disponibilizadas por outros especialistas. Assim, foi dada aos respondentes a oportunidade de alterar suas estimativas iniciais com base no *feedback* fornecido. Os questionamentos da segunda rodada e as respostas dos especialistas são apresentados no APÊNDICE H. Com a segunda rodada de aplicação do questionário obteve-se consenso para algumas estimativas. Outras apresentaram valores muito próximos; foram consideradas, assim, as médias dos valores. Os valores que apresentaram grandes diferenças não influenciavam os objetivos deste estudo; desta forma, a aplicação do método Delphi foi finalizada após a segunda rodada.

Os valores de maior interesse são as taxas de substituição dos polifásicos para os cenários *atual e muito pouco favorável* de demanda dos medidores eletrônicos na classe de consumidores residenciais. Somente estes dois cenários serão abordados devido ao horizonte de previsão de médio prazo considerado neste estudo de caso e no qual não se esperam favorecimentos de fatores contextuais para uma maior demanda de medidores eletrônicos.

Os resultados da segunda rodada são apresentados na Tabela 16. Como a amostra é muito pequena não se utilizou um critério para evidenciar o consenso. Geralmente utiliza-se a análise da variabilidade da amostra dos resultados.

O tempo de implementação do método foi de aproximadamente 2 meses, pois apesar da complexidade do tema, o número de respondentes engajados na pesquisa era limitado e o domínio de conhecimento destes especialistas muito grande. O método Delphi foi previamente explicado a cada participante da pesquisa. Assim, os especialistas estavam cientes de que uma convergência rápida do método seria obtida mediante consenso, o que explica os valores apresentados na segunda rodada.

Tabela 16: Taxas estimadas de substituição dos medidores eletromecânicos pelos eletrônicos na segunda rodada do Delphi

Medidores Eletromecânicos						
Cenário	Monofásicos			Polifásicos		
	Muito pouco favorável	Condições atuais	Muito favorável	Muito pouco favorável	Condições atuais	Muito favorável
Distribuidora A	1%	3,5%	51,5%	2%	3%	68,1%
Distribuidora B	1%	3,5%	100%	2,5%	3%	100%
Empresa	1%	3,5%	50%	2,5%	4,7%	100%
Média	1%	3,5%	67,2%	2,3%	3,6%	89,4%

4.2.5.2 Implementação dos Métodos de Extrapolação

Com a utilização do software de previsão foi possível implementar os métodos de Extrapolação. As séries temporais foram divididas em duas partes, uma parte para o ajuste do modelo matemático (39 períodos mensais) e a outra para validação do método (6 últimos períodos mensais), em função do horizonte de previsão definido. O tamanho da série para ajuste do modelo matemático direciona para a implementação de métodos de Média Móvel e Suavização Exponencial; para a implementação do método de *Box-Jenkins* são necessárias pelo menos 50 observações da variável analisada (PELLEGRINI, 2000).

A primeira análise focou no período ideal para a média móvel. Desta forma, comparou-se a média dos erros percentuais absolutos (MAPE) dos valores ajustados em relação aos valores da série histórica para Médias Móveis com diferentes períodos ($n = 1, 2, 3, 4, 5$ e 6). O período com menor MAPE correspondeu a $n = 3$ (Tabela 17), sendo este utilizado para comparações com o método de Suavização Exponencial.

Tabela 17: MAPE para o método de Média Móvel com diferentes períodos

Média Móvel	n=1	n=2	n=3	n=4	n=5	n=6
MAPE	0,1956	0,2075	0,1953	0,1964	0,2106	0,2131

As modelagens da série temporal de polifásicos vêm apresentadas na Figura 23, conjuntamente com as previsões pontuais e o intervalo de confiança para a previsão (nível de confiança = 95%). A Tabela 18 apresenta informações relativas aos diferentes modelos matemáticos ajustados. O método de Suavização Exponencial apresentou um ajuste deficiente, com valor muito baixo de R^2 . As previsões obtidas com a implementação dos métodos quantitativos e os limites inferior e superior do intervalo de confiança são apresentados na Tabela 19.

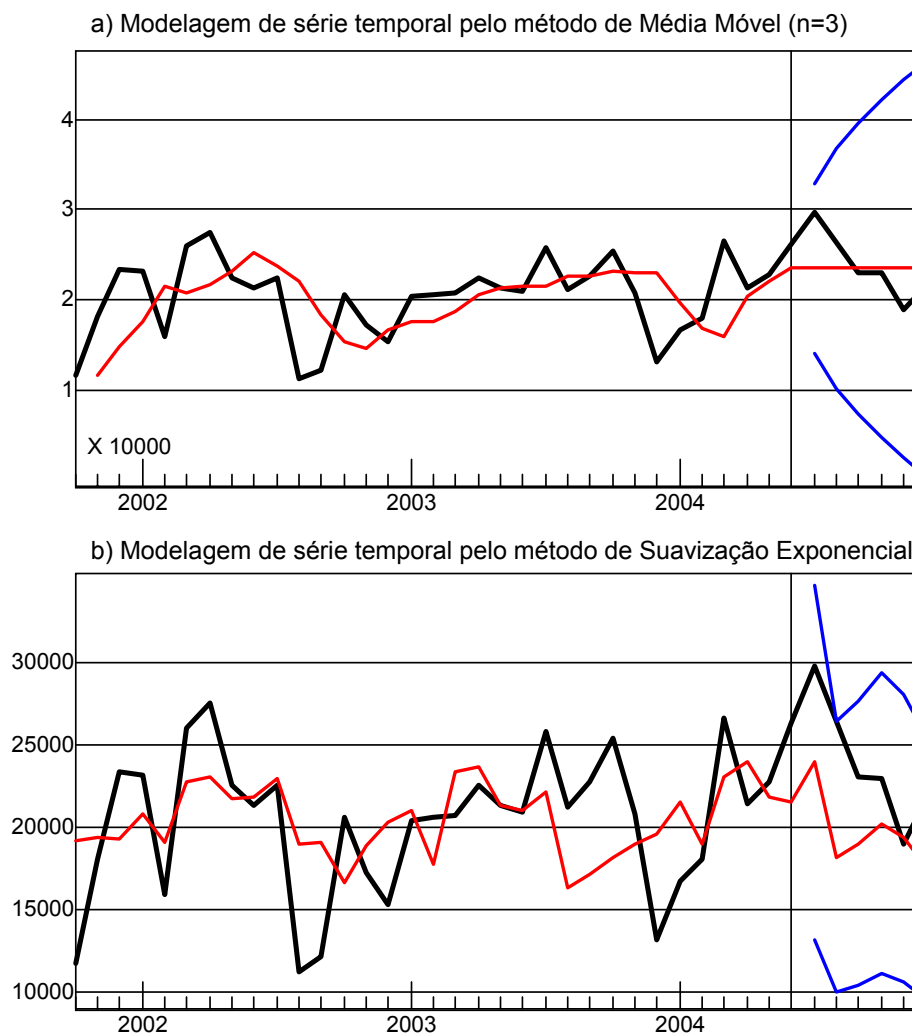


Figura 23: Modelagens para as séries temporais do medidor eletromecânico polifásico

Tabela 18: Dados dos modelos selecionados para o medidor eletromecânico polifásico

Método	Método de Média Móvel	Método de Suavização Exponencial
Modelo matemático	n=3	Suavização Exponencial sem tendência sazonalidade multiplicativa
R^2	-	0,1539
MAPE	0,1953	0,1832

Tabela 19: Demandas previstas (em unidades de produto), limites inferior e limites superior (nível de confiança = 95%) para o medidor eletromecânico polifásico

Método	Média Móvel			Suavização Exponencial		
	Limite inferior	Previsão Pontual	Limite Superior	Limite inferior	Previsão Pontual	Limite Superior
julho-04	14.871	24.257	33.643	13.116	23.916	34.716
agosto-04	10.983	24.257	37.531	9.959	18.174	26.390
setembro-04	8.000	24.257	40.514	10.409	19.004	27.598
outubro-04	5.485	24.257	43.029	11.069	20.213	29.358
novembro-04	3.269	24.257	45.245	10.576	19.327	28.079
dezembro-04	1.266	24.257	47.248	9.636	17.628	25.620

4.2.5.3 Integração dos Métodos

As previsões finais foram obtidas através da integração do Delphi e dos métodos de Extrapolação. Utilizou-se um ajuste da previsão quantitativa (valores da Tabela 19) utilizando as taxas de substituição média dos medidores polifásicos para os cenários *atual* e *muito pouco favorável* (Tabela 16). Os valores de previsão pontual da Tabela 19 foram multiplicados pelos percentuais médios de substituição (cenários *atual* e *muito pouco favorável*) dos medidores polifásicos. As previsões pontuais finais dos medidores eletrônicos são apresentadas na Tabela 20.

Tabela 20: Previsões de demandas pontuais finais em unidades de medidores eletrônicos (cenários *atual* e *muito pouco favorável*)

Método	Média Móvel		Suavização Exponencial		
	Cenários	Atual	Muito pouco favorável	Atual	Muito pouco favorável
julho-04		873	558	861	550
agosto-04		873	558	654	418
setembro-04		873	558	684	437
outubro-04		873	558	728	465
novembro-04		873	558	696	445
dezembro-04		873	558	635	405

4.2.6 Validação do(s) Método(s) de Previsão

As previsões obtidas pelo método de Analogias para os dois cenários foram comparadas com as previsões dos especialistas da empresa. Os métodos foram avaliados através da acurácia das previsões para um horizonte de 6 meses. Utilizou-se a média dos erros percentuais absoluto (MAPE) e o erro percentual absoluto (APE) como medidas de acurácia dos métodos.

Os resultados da análise de acurácia das previsões com taxa de substituição para o cenário atual são apresentados na Tabela 21. A Tabela 22 apresenta a acurácia das previsões com taxa de substituição para o cenário muito pouco favorável (valores em vermelho indicam o menor valor de MAPE de cada tabela).

Tabela 21: Acurácia das previsões de demanda dos medidores eletrônicos (cenário *atual*)

Método	Média Móvel				Suavização Exponencial		
	Demanda real	Previsão Pontual	APE	MAPE	Previsão Pontual	APE	MAPE
julho-04	44	873	18,8466		861	18,5676	
agosto-04	178	873	3,9059		654	2,6756	
setembro-04	744	873	0,1737	10,8811	684	0,0805	8,9991
outubro-04	79	873	10,0538		728	8,2110	
novembro-04	40	873	20,8313		696	16,3943	
dezembro-04	70	873	11,4750		635	8,0658	

Tabela 22: Acurácia das previsões de demanda dos medidores eletrônicos (cenário *muito pouco favorável*)

Método	Média Móvel				Suavização Exponencial		
	Demanda real	Previsão Pontual	APE	MAPE	Previsão Pontual	APE	MAPE
julho-04	44	558	11,6798		550	11,5015	
agosto-04	178	558	2,1343		418	1,3483	
setembro-04	744	558	0,2501	6,6741	437	0,4125	5,5087
outubro-04	79	558	6,0622		465	4,8848	
novembro-04	40	558	12,9478		445	10,1130	
dezembro-04	70	558	6,9702		405	4,7921	

Analisando as Tabelas 21 e 22, o menor MAPE (5,5087) foi obtido para o método de Suavização Exponencial ajustado com a taxa de substituição para o cenário *muito pouco favorável* . As previsões obtidas por este método e para o cenário *muito pouco favorável* foram comparadas com as previsões dos especialistas da empresa conforme apresentado na Tabela 23. Os valores de APE e MAPE evidenciam os erros obtidos com o método de previsão selecionado pela metodologia proposta, o que é justificado pela incerteza inerente ao processo de previsão de novos produtos.

Tabela 23: Acurácia das demandas pontuais previstas pelos especialistas da empresa e pelo método selecionado para os medidores eletrônicos

Método	Suavização Exponencial				Especialistas		
	Demanda real	Previsão Pontual	APE	MAPE	Previsão Pontual	APE	MAPE
julho-04	44	550	11,5015		2000	44,4545	
agosto-04	178	418	1,3483		3000	15,8539	
setembro-04	744	437	0,4125	5,5087	2700	2,6290	30,6639
outubro-04	79	465	4,8848		3000	36,9747	
novembro-04	40	445	10,1130		700	16,5000	
dezembro-04	70	405	4,7921		4800	67,5714	

O método selecionado apresentou menor MAPE que o obtido para as previsões dos especialistas da empresa. Apesar do erro obtido com o método de Analogia ser grande, o método oferece previsões com menor erro que as dos especialistas da empresa. A vantagem de utilização do método de Analogia foi a utilização do método qualitativo (Delphi), o qual disponibilizou informações contextuais de suma importância para o processo preditivo.

A melhoria de acurácia das previsões com o método proposto pode ser traduzida em melhorias no planejamento do processo produtivo dos medidores eletrônicos, principalmente na compra de matéria-prima, programação de produção e alocação de mão-de-obra. Previsões mais precisas poderiam, possivelmente, ser obtidas com a aplicação do Delphi com uma amostra maior de respondentes. A amostra limitou a pesquisa Delphi em exploratória, não podendo ser considerada uma pesquisa conclusiva sobre o assunto abordado.

CAPÍTULO 5

5 CONCLUSÃO

Essa dissertação teve como objetivo principal a apresentação de uma metodologia para direcionar a escolha de métodos de previsão de demanda mais apropriados para diferentes cenários. Para atingir este objetivo foi necessária uma revisão bibliográfica atualizada sobre fatores de direcionamento de escolha de métodos de previsão. Foram detalhados 13 métodos de previsão de demanda, apresentados nos estudos de Armstrong (2001b), Georgoff e Murdick (1986) e Chambers, Mullick e Smith (1971).

Este levantamento permitiu a análise das características de métodos qualitativos e quantitativos de previsão, sua implementação e situações adequadas para a sua aplicação. A integração de métodos qualitativos e quantitativos também foi abordada visando inserir melhorias estruturadas de acurácia nos processos preditivos. Uma breve revisão de medidas de acurácia foi realizada, já que havia a necessidade de validação dos métodos de previsão selecionados.

A aplicabilidade da metodologia proposta foi validada através de dois estudos de caso. No primeiro estudo investigou-se o caso de um produto eletroeletrônico já consolidado no mercado (isto é, apresentando demanda regular). No segundo estudo, detalhou-se o processo de previsão para um cenário de lançamento de um novo produto em um mercado estabilizado do setor de distribuição de energia elétrica (isto é, para um produto apresentando um padrão de demanda irregular).

O estudo de caso para os produtos no estágio de estabilidade no mercado utilizou dados de demanda histórica dos produtos e estimativas subjetivas de taxas de perda de participação no mercado. A metodologia proposta indicou que métodos de Extrapolação com ajuste subjetivo das previsões quantitativas eram mais adequados. As previsões obtidas são mais acuradas que as previsões dos especialistas da empresa e que as previsões quantitativas sem o ajuste subjetivo, validando as conclusões de diversos estudos sobre integração de métodos qualitativos e quantitativos (RINGUEST; TANG, 1987; CLEMEN, 1989; BLATTBERG; HOCH, 1990; COLLOPY; ARMSTRONG, 1992a; WERNER, 2004).

A aplicação da metodologia para o produto no estágio de teste e introdução no mercado resultou na utilização do método de Analogia, integrando métodos de Extrapolação (Médias Móveis e Suavização Exponencial) com método de Opinião de Especialistas (Delphi). Utilizaram-se dados de demanda histórica de produtos similares ao lançado no mercado e informações contextuais sobre o novo produto e seu mercado potencial. A precisão das previsões resultou em baixa acurácia. Entretanto, apesar do grande erro das previsões com o método selecionado, estas apresentaram menor erro que as previsões dos especialistas da empresa.

A pesquisa Delphi apresentou evidências de respostas tendenciosas. Apesar de um dos princípios do método ser a eliminação do domínio de um especialista sobre o processo preditivo, o mesmo não prevê que os respondentes possam não estar motivados a diversas rodadas de aplicação do questionário. No estudo de caso apresentado nesta dissertação ficou evidente o desejo dos especialistas em encontrar a previsão consensual rapidamente. Apesar desse fator pesar nos resultados, as previsões obtidas foram mais acuradas (se comparadas àquelas obtidas pelo método quantitativo), favorecendo o planejamento tático e estratégico da empresa.

A metodologia mostrou-se eficiente para a seleção de métodos mais adequados para a previsão de demanda de produtos, podendo ser extrapolada para situações não abordadas nos estudos de caso. Cenários diversos podem ser avaliados com a metodologia proposta.

Os métodos de previsão abordados neste estudo ficaram restritos a uma lista de 13 métodos. A incorporação de outros métodos de previsão e de outros fatores de seleção, que eventualmente não foram abordados neste trabalho, constitui-se em sugestão para estudos futuros de ampliação da metodologia proposta. A análise das melhorias do desempenho

econômico/financeiro dos processo produtivos beneficiados com as previsões mais acuradas dos métodos selecionados também se abre como possibilidade de trabalhos futuros.

Outra possibilidade seria a utilização da metodologia proposta para o desenvolvimento de um software com interface com pacotes computacionais específicos de previsão de demanda em um sistema de apoio à decisão. A metodologia auxiliaria o processo de tomada de decisão das empresas, direcionando o tomador de decisão nas definições e levantamento de informações necessárias para a implementação de um sistema de previsão. O software selecionaria o método mais adequado e/ou a integração de métodos mais adequada em função das informações alimentadas no mesmo. Um pacote computacional específico seria utilizado para a implementação de métodos quantitativos de previsão, se estes forem os mais adequados para o cenário analisado.

REFERÊNCIAS

- ADYA, M.; COLLOPY, F; ARMSTRONG, J. S.; KENNEDY, M. Automatic Identification of Times Series Features for Rule-Based Forecasting. **International Journal of Forecasting**. v. 17, n. 2, p. 143-157, 2001.
- ALLEN, P. G.; FILDES, R. Econometric Forecasting. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.
- ANEEL. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/area.cfm?id_area=73> Acesso em: 10 jan. 2005a.
- ANEEL. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/48.htm>> Acesso em: 10 jan. 2005b.
- ANDERSON, E. Judgmental and Statistical Methods of Peak Electric Load Management. **International Journal of Forecasting**. v. 11, n. 2, p. 295-305, 1995.
- ALTABET, R. The Forecaster as a Key Member of Strategic Planning Team. **Jornal of Business Forecasting Methods & Systems**. v. 17, n.3, p. 3-6, 1998.
- ARCHER, B. Forecasting Demand: Quantitative and Intuitive Techniques. **International Journal of Tourism Management**. v.1, n.1, p. 5-12, 1980.
- ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001a.
- ARMSTRONG, J. Selecting Forecasting Methods. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001b.
- ARMSTRONG, J. Role Playing: A Method to Forecast Decisions. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001c.

ARMSTRONG, J. S. Extrapolation for Time-series and Cross-sectional data. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001d.

ARMSTRONG, J. Standards and Practices for Forecasting. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001e.

ARMSTRONG, J. S. Combining Forecasts. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001f.

ARMSTRONG, J. S. Judgmental Bootstrapping: Inferring Experts' Rules for Forecasting. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001g.

ARMSTRONG, J. Research Needs in Forecasting. **International Journal of Forecasting**. v. 4, n. 3, p. 449-465, 1988.

ARMSTRONG, J. Forecasting Methods for Conflict Situations. In: WRIGHT, G.; AYTON, P. **Judgmental Forecasting**. New York: John Wiley & Sons, 1987.

ARMSTRONG, J. S. **Long-rang Forecasting**. 2. ed., New York: John Wiley & Sons, 1985.

ARMSTRONG, J. Strategic Planning and Forecasting Fundamentals. In: ALBERT, K. **The Startegic Management Handbook**. New York: MacGraw Hill, 1983.

ARMSTRONG, J. S.; ADYA, M.; COLLOPY, F. Ruled-based Forecasting: Using Judgmental in Time-series Extrapolation. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

ARMSTRONG, J. S.; BRODIE, R. J. Forecasting for Marketing. In: HOOLEY, G. J.; HUSSEY, M. K. **Quantitative Methods in Marketing**. 2. ed., London: International Thompson Business Press, 1999.

ARMSTRONG, J. S.; COLLOPY, F. Error Measures for Generalizing about Forecasting Methods: Empirical Comparisons. **International Journal of Forecasting**. v. 8, n. 1, p. 69-80, 1992.

ARMSTRONG, J. S.; COLLOPY, F.; YOKUM, J. T. Decomposition by Causal Forces: A Procedure for Forecasting Complex Time Series. **International Journal of Forecasting**. v. 21, n. 1, p. 25-36, 2005.

ASHTON, A. H.; ASHTON, R. H. Aggregating Subjective Forecasts: Some Empirical Results. **Management Science**. v. 31, n. 12, p. 1499-1508, 1985.

BALLOU, R. H. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos: Planejamento, Organização e Logística Empresarial**. 4. ed., Porto Alegre: Bookman, 2001.

BATES, J. M.; GRANGER, C. W. J. The Combination of Forecast. **Operational Research Quarterly**. v. 20, n. 4, p. 451-468, 1969.

BLATTBERG, R. C.; HOCH, S. J. Database Models and Managerial Intuition: 50% Model + 50% Manager. **Management Science**. v. 36, n. 8, p. 887-899, 1990.

BOPP, A. E. On Combining Forecasts: Some Extensions and Results. **Management Science**. v. 31, n. 12, p. 1492-1498, 1985.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSELL, G. C. **Time Series Analysis: Forecasting and Control**. New Jersey: Prentice Hall, 1994.

BUNN, D.; WRIGHT, G. Iteraction of Judgemental and Statistical Forecasting Methods: Issues & Analysis. **Management Science**. v. 37, n. 5, p. 501-518, 1991.

BUSINGER, M. P.; READ, R. R. Identification of Demand Patterns for Selective Processing: A Case Study. **Omega**. v. 27, n. 2, p. 189-200, 1999.

CARBONE, R.; ARMSTRONG, J. S. Evaluation of Extrapolative Forecasting Methods: Results of a Survey of Academicians and Practitioners. **Journal of Forecasting**. v. 1, n. 2, p. 215-217, 1982.

CHAMBERS, J. C.; MULLICK, S. K.; SMITH, D. D. How to Choose the Right Forecasting Technique. **Harvard Business Review**. v. 49, July-August, p. 45-57, 1971.

CHEN, K.; KUNG, S. Synthesis of Qualitative and Quantitative Approaches to Long-range Forecasting. **Technological Forecasting and Social Change**. v. 26, n. 3, p. 255-266, 1984.

CHURCHILL, G. A. **Basic Marketing Research**. 4^a Ed., New York: The Dryden Press, 2001.

CLEMEN, R. T. Combining Forecasts: A Review and Annotated Bibliography. **International Journal of Forecasting**. v. 5, n. 4, p. 559-583, 1989.

COLLOPY, F.; ADYA, M.; ARMSTRONG, J. S. Expert Systems for Forecasting. In: ARMSTRONG, J. **Principles of forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

COLLOPY, F.; ARMSTRONG, J. S. Expert Opinions about Extrapolation and the Mystery of the Overlooked Discontinuities. **International Journal of Forecasting**. v. 8, n. 4, p. 575-582, 1992a.

COLLOPY, F.; ARMSTRONG, J. S. Ruled-based Forecasting: Development and Validation of an Expert System Approach to Combining Time Series Extrapolations. **Management Science**. v. 38, n. 10, p. 1394-1414, 1992b.

DALKEY, N. C. Delphi. In: MARTINO, J. P. **An Introduction to Technological Forecasting**. New York: Gordon & Breach Publishers, 1972.

DANGERFIELD, B. J.; MORRIS, J. S. Top-down or Bottom-up: Aggregate versus Disaggregate Extrapolations. **International Journal of Forecasting**. v. 8, n. 2, p. 233-241, 1992.

DAVIS, M.; AQUILANO, N.; CHASE, R. **Fundamentos da Administração da Produção**. Porto Alegre: Bookman, 2001.

DEUTSH, M.; GRANGER, C. W. J.; TERÄSVIRTA, T. The Combination of Forecasts Using Changing Weights. **International Journal of Forecasting**. v. 10, n. 1, p. 47-57, 1994.

DIETZ, T. Methods for Analyzing Data from Delphi Panels: Some Evidence from Forecasting Study. **Technological Forecasting and Social Change**. v. 31, n. 1, p. 79-85, 1987.

DOS SANTOS, N. A. M.; CAPDEVILLE, C. Construção de Base de Dados de Medição Utilizando de Ferramentas de Telemetria, Agregação e Análise Via Web. **Seminário Internacional sobre Automação de Redes de Distribuição de Energia Elétrica e Centros de Controle**. São Paulo, 2002

ENGECOMP. O Novo Conceito de Gerenciamento de Energia Elétrica. **Revista Intech Brasil**. Ano 2, n. 16, 1999 Disponível em: <<http://www.engecomp.com.br/gereletr.html>> Acesso em: 12 dez. 2004.

ELSAYED, E.; BOUCHER, T. **Analysis and Control of Production Systems**. 2. ed., New Jersey: Prentice-Hall, 1994.

EVANS, J. Psychological Pitfalls in Forecasting. **Futures**. v. 14, n. 4, p. 258-265, 1982.

FILDES, R. Quantitative Forecasting – the State of the Art: Econometric Models. **Journal of the Operational Research Society**. v. 36, n. 7, p. 549-580, 1985.

FISCHHOFF, B. Judgmental Aspects of Forecasts: Needs and Possible Trends. **International Journal of Forecasting**. v. 4, n. 3, p. 331-339, 1988.

FLORES, B. E.; OLSON, D. L. Judgmental Adjustment of Forecasts: A Comparison of Methods. **International Journal of Forecasting**. v. 7, n. 4, p. 421-433, 1992.

FLORES, B. E.; WHITE, E. M. A. Framework for the Combination of Forecasts. **Journal of the Academy of Marketing Science**. v. 16 n. 3-4, p. 95-103, 1988.

FROST, __; SULLIVAN; __. Eletronic Meters set to dominate Utilites. 2003. Disponível em: <<http://www.engineeringtalk.com/news/fro/fro199.html>> Acesso em: 23 out. 2004.

GEORGOFF, D. M.; MURDICK, R. G. Manager's Guide to Forecasting. **Harvard Business Review**. v. 64, n. 1, p. 110-120, 1986.

GIL, A. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social**. São Paulo: Atlas, 1995.

GOODWIN, P. Integrating Management Judgment and Statistical Methods to Improve Short-term Forecasts. **Omega**. v. 30, n. 2, p. 127-135, 2002.

GOODWIN, P. Improving the Voluntary Integration of Statistical Forecasts and Judgment. **International Journal of Forecasting**. v. 16, n. 1, p. 85-99, 2000a.

GOODWIN, P. Correct or Combine? Mechanically Integrating Judgmental Forecasts with Statistical Methods. **International Journal of Forecasting**. v. 16, n. 2, p. 261-275, 2000b.

GOODWIN, P.; WRIGHT, G. Heuristics, Biases and Improvement Strategies in Judgmental Time Series Forecasting. **Omega**. v. 22, n. 6, p. 553-568, 1994.

- GOODWIN, P.; WRIGHT, G. Improving Judgmental Time Series Forecasting: A Review of the Guidance Provided Research. **International Journal of Forecasting**. v. 9, n. 2, p. 147-161, 1993.
- GREEN, K. Forecasting Decisions in Conflict Situations: Acomparison of Game Theory, Role Playing, and Unaided Judgment. **International Journal of Forecasting**. v. 18, n. 3, p. 321-344, 2002.
- GUPTA, U.; CLARKE, R. Theory and Aplicantion of Delphi Technique: A Bibliography (1975 -1994). **Technological Forecasting and Social Change**. v. 53, n. 2, p. 185-211, 1996.
- HIBON, M.; EVGENIOU, T. To Combine or Not to Combine: Selecting Among Forecasts and Their Combinations. **International Journal of Forecasting**. v. 21, n. 1, p. 15-24, 2005.
- HOGARTH, R.M.; MAKRIDAKIS, S. Forecasting and Planning: an Evaluation. **Management Science**. v. 27, n. 2, p. 393-404, 1981.
- HOLT, C. C. Forecasting Seasonals and Trends by Exponentially Weighted Moving Averages. **International Journal of Forecasting**. v. 20, n. 1, p. 5-10, 2004.
- HUTH, L. W.; EPPRIGHT, R. D.; TAUBE, M. P. The Indexes of Consumer Sentiment and Confidence: Leading or Misleading Guides to Future Buyer Behavior. **Journal of Business Research**. v. 29, n. 3, p. 199-206, 1994.
- JICK, T. D. Mixing Qualitative and Quantitative Methods: Triangulation in Action. **Administrative Science Quarterly**. v.24, n. 11, p. 602-611, 1979.
- JUSTER, F. T. Consumer Buying Intentions and Purchase Probability: an Experiment in Survey Design. **Journal of the American Statistical Association**. v.61, n. 315, p. 658-696, 1966.
- KAHN, K. An Exploratory Investigation of New Product Forecasting Practices. **The Journal of Product Innovation Management**. v. 19, n. 2, p. 133-143, 2002.
- KAHN, K. Benchmarking Sales Forecasting Performance Measures. **The Journal of Business Forecasting**. Winter, p. 19-23, 1998.
- KAHN, K.; MENTZER, J. Forecasting in Consumer and Industrial Markets. **Jornal of Business Forecasting Methods & Systems**. v.14, n. 2, p. 21-28, 1995.
- KAYO, E.; SECURATO, J. Método Delphi: Fundamentos, Críticas e Vieses. **Caderno de Pesquisas em Administração**. São Paulo, v. 1, n. 4, p. 51-61, 1997.
- KLASSEN, R.; FLORES, B. Forecasting Practices of Canadian Firms: Survey Results and Comparisons. **International Journal of Production Economics**. v.70, n.2, p. 163-174, 2001.
- KIPPER, D.; HAR-EVEN, D. Role-playing Techniques: the Differential Effect of Behavior Simulation Interventions on the Readiness to Inflict Pain. **Journal of Clinical Psychology**. v.40, p. 936-941, 1984.
- KOTLER, P. **Marketing Management: Analysis, Planning, Implementation, and Control**. New Jersey: Prentice-Hall, 1991.

KRAJEWSKI, L. J.; RITZMAN, L. P. **Operations Management: Strategy and Analysis**. 6. ed., New Jersey: Prentice-Hall, 2002.

LAWRENCE, M. J.; EDMUNDSON, R. H.; O'CONNOR, M. J. The Accuracy of Combining Judgmental and Statistical Forecasts. **Management Science**. v. 32, n. 12, p. 1521-1532, 1986.

LEMOS, D. L.; PORTO, A.C. Technological Forecasting Techniques and Competitive Intelligence: Tools for Improving the Innovation Process. **Industrial Management & Data Systems**. v. 98, n. 7, p. 330-337, 1998.

LINDBERG, E; ZACKRISSON, U. Deciding about the Uncertain: The Use of Forecasts as an Aid to Decision-making. **Scandinavian Journal of Management**. v. 7, n. 4, p. 271-283, 1991.

LIM, J. S.; O'CONNOR, M. J. Judgmental Forecasting with in Time Series and Causal Information. **International Journal of Forecasting**. v. 12, n. 1, p. 139-153, 1996.

LO, T. An Expert System for Choosing Demand Forecasting Techniques. **International Journal of Production Economics**. v. 33, n. 1, p. 5-15, 1994.

LYNN, G.; SCHNAARS, S.; SKOV, R. Survey of New Product Forecasting Practices in Industrial High Technology and Low Technology Businesses. **Industrial Marketing Management**. v. 28, n. 6, p. 565-571, 1999.

MacGREGOR, D. J. Decomposition for Judgmental Forecasting and Estimation. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

MACKAY, M. M.; METCALFE M. Multiple Methods Forecast for Discontinuous Innovations. **Technological Forecasting & Social Change**. v. 69, n. 3, p. 221-232, 2002.

MAKRIDAKIS, S. Forecasting: Its Role and Value for Planning and Strategy. **International Journal of Forecasting**. v. 12, n. 4, p. 513-537, 1996.

MAKRIDAKIS, S. Metaforecasting: Ways of Improving Forecasting Accuracy and Usefulness. **International Journal of Forecasting**. v. 4, n. 3, p. 467-491, 1988.

MAKRIDAKIS, S.; HIBON, M. ARMA Models and the Box-Jenkins Methodology. **Journal of Forecasting**. v. 16, n. 3, p. 147-163, 1997.

MAKRIDAKIS, S.; WINKLER, R. Averages of Forecasts: Some Empirical Results. **Management Science**. v. 29, n. 9, p. 987-996, 1983.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.; HYNDMAN, R. **Forecasting: Methods and Applications**. 3. ed., New York: John Wiley & Sons, 1998.

MALHOTRA, N.K. **Pesquisa de Marketing: Uma Orientação Aplicada**. 3ª Ed., Porto Alegre: Bookman, 2001.

MENTZER, J. T.; COX, Jr. J. E. Familiarity, Application, and Performance of Sales Forecasting Techniques. **Journal of Forecasting**. v. 3, n.1, p. 27-36, 1984.

MENTZER, J. T.; GOMES, R. Evaluating a Decision Support Forecasting System. **Industrial Marketing Management**. v. 18, n. 4, p. 313 -323, 1989.

MESQUITA, M. A.; SANTORO, M. C. Análise de Modelos e Práticas de Planejamento e Controle de Produção na Indústria Farmacêutica. **Revista Produção**. v. 14, n.1, p. 64-77, 2004.

MILLER, C. M; CLEMEN; R. T.; WINKLER, R. L. The Effect of Nonstationarity on Combined Forecasts. **International Journal of Forecasting**. v. 7, n. 4, p. 515-529, 1992.

MONTGOMERY, D.; JOHNSON, L.; GARDINER, J. **Forecasting and Time Series Analysis**. New York: McGraw-Hill, 1990.

MOON, M; MENTZER, J.; SMITH, C.; GARVER, M. Seven Keys to Better Forecasting. **Business Horizons**. v. 41, n. 5, p. 44-52, 1998.

MORWITZ, V. G. Methods for Forecasting from Intentions Data. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

MURDICK, R. G.; GEORGOFF, D. M. Forecasting: a Systems Approach. **Technological Forecasting and Social Change**. v. 44, n. 1, p. 1-16, 1993.

PELLEGRINI, F. R. **Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda**. Porto Alegre: UFRGS, 2000. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção), Departamento de Engenharia de Produção e Transportes, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2000.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda – Técnicas e estudo de Caso. **Revista Produção**. v. 11, n.1, p. 43-64, 2001.

PREBLE, J. Public Sector Use of the Delphi Technique. **Technological Forecasting and Social Change**. v. 23, n. 1, p. 75-88, 1983.

POLLOCK, A. C.; MACAULAY, A.; ÖNKAL-ATAY, D.; WILKIE-THOMSON, M. E. Evaluating Predictive Performance of Judgmental Extrapolations from Simulated Currency Series. **European Journal of Operational Research**. v. 114, n. 2, p. 281-293, 1999.

RASMUSSEN, R. On Time Series Data and Optimal Parameters. **Omega**. v. 32, n. 2, p. 111-120, 2004.

REMUS, W.; O'CONNOR, M.; GRIGGS, K. The Impact of Information of Unknown Correctness on Judgmental Forecasting Process. **International Journal of Forecasting**. v. 14, n. 3, p. 313-322, 1998.

RINGUEST, J. L.; TANG, K. Simple Rules for Combining Forecasts: Some Empirical Results. **Socio-Economic Planning Science**. v. 21, n. 14, p. 239-243, 1987.

ROWE, G.; WRIGHT, G. The Delphi Technique as a Forecasting Tool: Issues and Analysis. **International Journal of Forecasting**. v. 15, n. 4, p. 353-375, 1999.

SANDERS, N. R. The Status of Forecasting in Manufacturing Firms. **Production and Inventory Management Journal**. v. 25, n. 5, p. 32-35, 1997a.

SANDERS, N. R. The Impact of Task Properties Feedback on Time Series Judgmental Forecasting Tasks. **Omega**. v. 25, n. 5, p. 135-144, 1997b.

SANDERS, N. R.; MANRODT, K. Forecasting Practices in US Corporations: Survey Results. **Interfaces**. v. 24, n. 2, p. 92-100, 1994.

SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. Judgmental Adjustment of Statistical Forecasts. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

SANDERS, N. R.; RITZMAN, L. P. Bringing Judgment into Combination Forecasts. **Journal of Operations Management**. v. 13, n. 4, p. 311-321, 1995.

SCHNAARS, S. P. An Evaluation of Rules for Selecting an Extrapolation Model on Yearly Sales Forecasts. **Interfaces**. v. 16, n. 6, p. 100-107, 1986.

SILVA, E.; MENEZES, E. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**. 3. ed., Florianópolis: Laboratório de Ensino a Distância da UFSC, 2001.

SOHL, J. E.; VENKATACHALAM, A. R. A Neural Network Approach to Forecasting Model Selection. **Information & Management**. v. 29, n. 6, p. 297-303, 1995.

SOUDER, W.; THOMAS, R. Significant Issues for the Future of Product Innovation. **The Journal of Product Innovation Management**. v. 11, n. 4, p. 344-353, 1994.

SPEDDING, T; CHAN, K. Forecasting Demand and Inventory Management Using Bayesian Time Series. **Integrated Manufacturing Systems**. v. 11, n. 5, p. 331-339, 2000.

SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E. The Accuracy of Intermittent Demand Estimates. **International Journal of Forecasting**. v. 21, n. 2, p. 303-314, 2005.

TASHMAN, L. J.; HOOVER, J. Diffusion of Forecasting Principles through Software. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

TASHMAN, L. J. Out-of-sample Tests of Forecasting accuracy: An Analysis and Review. **International Journal of Forecasting**. v. 16, n. 4, p. 437-450, 2000.

TAYLOR, J. W. Exponential Smoothing with a Damped Multiplicative Trend. **International Journal of Forecasting**. v. 19, n. 4, p. 715-725, 2003.

THOMAS, R. J. Estimating Demand for Services: Issues in Combining Sales Forecasts. **Journal of Retailing and Consumer Services**. v. 3, n. 4, p. 241-250, 1996.

THOMAS, R. J. Forecasting New Product Market Potential: Combining Multiple Methods. **The Journal of Product Innovation Management**. v. 4, n. 2, p. 109-119, 1987.

THOMAS, R. J. Estimating Market Growth for New Products: an Analogical Diffusion Model Approach. **The Journal of Product Innovation Management**. v. 2, n. 2, p. 45-55, 1985.

WALKER, K. B.; McCLELLAND, L. A. Management Forecasts and Statistical Prediction Model Forecasts in Corporate Budgeting. **Journal of Accounting Research**. v. 29, n. 2, p. 371-381, 1991.

WEBBY, R.; O'CONNOR, M.; EDMUNDSON, B. Forecasting Support Systems for the Incorporation of Event Information: an Empirical Investigation. **International Journal of Forecasting**. v. 21, n. 3, p. 411-423, 2004.

WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgmental Time-series Forecasting Using Domain Knowledge. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

WEBBY, R.; O'CONNOR, M. Judgmental and Statistical Time Series Forecasting: a Review of the Literature. **International Journal of Forecasting**. v. 12, n. 1, p. 91-118, 1996.

WERNER, L. **Um modelo composto para realizar previsão de demanda através da integração da combinação de previsões e do ajuste baseado na opinião**. Porto Alegre: UFRGS, 2004. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção), Departamento de Engenharia de Produção e Transportes, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2004.

WEST, D. Number of Sales Forecast Methods and Marketing Management. **Journal of Forecasting**. v. 13, n. 4, p. 395-407, 1994.

WINKLER, R. L. Combining Forecasts: a Philosophical Basis and Some Current Issues. **International Journal of Forecasting**. v. 5, n. 4, p. 605-609, 1989.

WINKLHOFER, H.; DIAMANTOPOULOS, A.; WITT, S. Forecasting Practice: a Review of the Empirical Literature and an Agenda for Future Research. **International Journal of Forecasting**. v. 12, n. 2, p. 193-221, 1996.

WINTERS, P. R. Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Average. **Management Science**. v. 6, p. 324-342, 1960.

WITTINK, D. R.; BERGESTUEN, T. Forecasting with Conjoint Analysis. In: ARMSTRONG, J. **Principles of Forecasting: a Handbook for Researchers and Practitioners**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

WRIGHT, G.; LAWRENCE, M.; COLLOPY, F. The Role and Validity of Judgment in Forecasting. **International Journal of Forecasting**. v. 12, n. 1, p. 1-8, 1996.

WRIGHT, J.; GIOVINAZZO, R. Delphi – Uma ferramenta de Apoio ao Planejamento Prospectivo. **Caderno de Pesquisas em Administração**. São Paulo, v.1, n. 12, p. 54-65, 2000.

YIN, R. **Case Study Research: Design and Methods**. Thousand Oaks: Sage Publications, 1994.

YOKUM, J.T; ARMSTRONG, J. S. Beyond Accuracy: Comparison of Criteria Used to Select Forecasting Methods. **International Journal of Forecasting**. v. 11, n. 4, p. 591-597, 1995.

ZHOU, W. Integration of Different Forecasting Models. **Journal of Business Forecasting Methods & Systems**. v. 18, n.3, p. 26-28, 1999.

APÊNDICE A – Metodologia de seleção de métodos de previsão de demanda (Adaptado de CHAMBERS; MULLICK; SMITH, 1971; GEORGOFF; MURDICK, 1986)

Fatores de seleção	Método de Previsão		
	Pesquisa de Intenções	Delphi	Média móvel
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo	curto prazo médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	A coleta de dados pode demandar muito tempo.	Urgência de previsões compromete o método.	Previsão pode ser obtida rapidamente.
Tempo de desenvolvimento do método	moderado	moderado	curto
Tempo de execução do método	longo	moderado a longo	curto
Necessidade de atualizações de previsões	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisado em intervalos grandes de tempo.	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisado se novas informações estiverem disponíveis.	O método permite atualizações frequentes das previsões.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais auxiliam no processo preditivo.	Recursos computacionais não são essenciais.	Recursos computacionais são necessários para atualizações das previsões.
Custos de implementação e manutenção do método	Os custos dependem do tipo de pesquisa (entrevista pessoal, correio eletrônico, etc), geralmente tem custo elevado.	Os custos dependem do tipo de aplicação do Delphi (entrevista pessoal, correio eletrônico, etc), mas geralmente tem baixo custo.	Se os dados de entrada do método estão disponíveis, os custos são baixos.
Dados históricos disponíveis	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo preditivo.	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo preditivo.	Dados históricos são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Dificuldade para trabalhar com variabilidade das séries, mas pode acompanhar frequentemente a variabilidade com pesquisas frequentes.	O método suaviza influências no curto prazo e variabilidade aleatória.	Pode acomodar a variabilidade com período de média móvel apropriado.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Mudanças significativas não são agregadas frequentemente.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregar elas na previsão depende da experiência dos entrevistados.	Não pode incorporar mudanças nas decisões gerenciais.
Mudanças contextuais são esperadas	Incorpora bem as mudanças contextuais nas previsões.	Incorpora bem as mudanças contextuais nas previsões.	Não pode incorporar mudanças contextuais nas previsões.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Raramente incorpora mudanças nas relações entre variáveis.	Adapta-se bem a mudanças.	Não pode incorporar mudanças nas relações entre variáveis.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes, mas o escopo pode ser limitado.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.	Pode ser utilizado para previsões de componentes.
Grau de acurácia	Pode ser mais acurado para previsões de produtos não duráveis, tendo limitações nas previsões de produtos duráveis.	Pode ser mais acurado para situações dinâmicas e previsões de longo prazo.	Método gera previsões acuradas sob condições estáveis.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Geralmente não pode antecipar <i>turning points</i> .	Sob condições dinâmicas o método é muito bom para identificar <i>turning points</i> .	Não pode antecipar <i>turning points</i> .

Fatores de seleção	Método de Previsão		
	Suavização exponencial	Box-Jenkins	Análise de Regressão
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo	curto prazo médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo longo prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	Previsão pode ser obtida rapidamente.	O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.	O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.
Tempo de desenvolvimento do método	curto	longo	moderado a longo
Tempo de execução do método	curto	moderado	curto a moderado
Necessidade de atualizações de previsões	O método permite atualizações freqüentes das previsões.	O método permite atualizações freqüentes das previsões.	O método permite atualizações freqüentes das previsões.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Um alto nível de conhecimento matemático/ estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são necessários para atualizações das previsões.	Recursos computacionais são essenciais.	Recursos computacionais são essenciais.
Custos de implementação e manutenção do método	Se os dados de entrada do método estão disponíveis, os custos são baixos.	Custos elevados de implementação e manutenção.	Se os dados de entrada do método estão disponíveis, os custos são moderados.
Dados históricos disponíveis	Dados atuais e previsões recentes são necessários.	Dados históricos detalhados são essenciais.	Dados históricos detalhados são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Pode acomodar variabilidade com parâmetros de suavização adequados.	Trabalha a variabilidade efetivamente.	Trabalha a variabilidade bem, com variáveis independentes apropriadas.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Não pode incorporar mudanças nas decisões gerenciais.	Não pode incorporar mudanças nas decisões gerenciais.	Insensível a mudanças nas decisões, mas pode incorporar as mudanças nas variáveis dependentes.
Mudanças contextuais são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Incorpora bem mudanças se elas são agregadas apropriadamente nas variáveis dependentes.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Baixa acurácia das previsões se mudanças ocorrerem.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Previsões de componentes pode comprometer substancialmente a acurácia da previsão.
Grau de acurácia	Muito acurado para previsões de curto prazo.	Muito acurado para previsões de curto e médio prazo.	Pode ser acurado se as relações das variáveis se mantêm estáveis e a proporção explicada pela variância é alta.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Não pode antecipar <i>turning points</i> .	Fraca capacidade de identificação de <i>turning points</i> .	Se as relações entre as variáveis são estáveis o método pode prever efetivamente <i>turning points</i> .

Fatores de seleção	Método de Previsão		
	Decomposição de séries temporais	Analogias	Modelos econométricos
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo	médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo longo prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	O desenvolvimento do modelo e coleta de dados podem demandar muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.	As previsões podem ser obtidas rapidamente, mas a coleta de dados pode atrasar o processo preditivo.	O desenvolvimento do modelo e coleta de dados podem demandar muito tempo, mas uma vez definido o modelo as previsões podem ser obtidas rapidamente.
Tempo de desenvolvimento do método	moderado	moderado	longo
Tempo de execução do método	curto	moderado	curto a moderado
Necessidade de atualizações de previsões	O método permite atualizações freqüentes das previsões.	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisado se novas informações estiverem disponíveis.	O método permite atualizações freqüentes das previsões se os dados de entrada do método estiverem disponíveis.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Um alto nível de conhecimento matemático/ estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são necessários para atualizações das previsões.	Recursos computacionais auxiliam no processo preditivo.	Recursos computacionais são essenciais.
Custos de implementação e manutenção do método	Custos moderados de implementação e manutenção.	Se os dados de entrada do método estão disponíveis, os custos são baixos.	Custos de implementação elevados e custos de manutenção moderados.
Dados históricos disponíveis	Dados históricos detalhados são essenciais.	Dados históricos são essenciais.	Dados históricos detalhados são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Pode isolar e determinar os efeitos dos componentes sobre a variabilidade das séries.	O método suaviza influências no curto prazo e variabilidade aleatória.	Pode ajustar sistematicamente padrões aleatórios.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Não pode incorporar mudanças nas decisões gerenciais.	Pode refletir mudanças nas decisões gerenciais.	Insensível a mudanças, ao menos que incorpore a mudança nos indicadores.
Mudanças contextuais são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar mudanças, mas a qualidade da previsão pode variar substancialmente.	Método altamente sensível a mudanças.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar mudanças das relações entre variáveis nas previsões.	Baixa acurácia das previsões se mudanças ocorrerem.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.
Grau de acurácia	Isola efetivamente os componentes indetectáveis.	Baixa acurácia.	Acurácia moderada em ambientes dinâmicos.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Geralmente não pode prever <i>turning points</i> .	Pode prever somente mudanças não cíclicas.	Especialmente efetivo em previsões de mudanças cíclicas.

APÊNDICE B – Fatores de seleção versus métodos de previsão de demanda

Fatores de seleção	Método de Previsão		
	Bootstrapping Subjetivo	Análise Conjunta	Jogo de Representação
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo longo prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	Urgência de previsões compromete o método. O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo.	Urgência de previsões compromete o método. O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo.	Urgência de previsões compromete o método.
Tempo de desenvolvimento do método	moderado a longo	moderado a longo	moderado
Tempo de execução do método	moderado a longo	moderado a longo	moderado a longo
Necessidade de atualizações de previsões	Método pode ser revisado em intervalos grandes de tempo.	Método pode ser revisado em intervalos grandes de tempo.	Método geralmente utilizado para previsões únicas, mas pode ser revisado se novas informações estiverem disponíveis.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.	Conhecimento matemático/estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são essenciais.	Recursos computacionais são essenciais.	Recursos computacionais não são essenciais.
Custos de implementação e manutenção do método	Os custos dependem do tipo de análise dos especialistas, mas geralmente tem baixo custo.	Os custos dependem do tipo de pesquisa (entrevista pessoal, correio eletrônico, etc), geralmente tem custo elevado.	Os custos dependem do tipo de interação (pessoal ou virtual), mas geralmente tem baixo custo.
Dados históricos disponíveis	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo preditivo.	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo preditivo.	Dados históricos não são essenciais, mas podem auxiliar o processo preditivo.
Variabilidade das séries temporais	O método suaviza influências no curto prazo e variabilidade aleatória.	Dificuldade para trabalhar com variabilidade das séries, mas pode acompanhar frequentemente a variabilidade com pesquisas freqüentes.	O método suaviza influências no curto prazo e variabilidade aleatória.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregar elas na previsão depende da experiência dos entrevistados.	Mudanças significativas não são agregadas freqüentemente.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregar elas na previsão depende da experiência dos participantes.
Mudanças contextuais são esperadas	Incorpora bem as mudanças contextuais nas previsões.	Incorpora bem mudanças se elas são agregadas apropriadamente nas variáveis dependentes.	Incorpora bem as mudanças contextuais nas previsões.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Baixa acurácia das previsões se mudanças ocorrerem.	Raramente incorpora mudanças nas relações entre variáveis.	Adapta-se bem a mudanças.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Geralmente utilizado para previsões agregadas.	Pode ser utilizado para previsões de componentes, mas o escopo pode ser limitado.	Geralmente utilizado para previsões agregadas.
Grau de acurácia	Pode ser mais acurado para situações dinâmicas e previsões de longo prazo.	Pode ser acurado se as relações das variáveis se mantêm estáveis.	Pode ser mais acurado para situações dinâmicas e previsões de longo prazo.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Sob condições dinâmicas o método é muito bom para identificar <i>turning points</i> .	Se as relações entre as variáveis são estáveis o método pode prever efetivamente <i>turning points</i> .	Sob condições dinâmicas o método é muito bom para identificar <i>turning points</i> .
Capacidade de incorporar prontamente mudanças de direção da demanda na previsão	Pode ajustar muito bem a previsão sob condições dinâmicas.	Pode responder muito bem a mudanças.	Pode ajustar muito bem a previsão sob condições dinâmicas.

Fatores de seleção	Método de Previsão	
	Previsão baseada em regras	Sistema Especialista
Horizonte de previsão com boa acurácia	curto prazo médio prazo longo prazo	curto prazo médio prazo longo prazo
Urgência de previsões (rapidez na geração das previsões)	Urgência de previsões compromete o método. O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo.	Urgência de previsões compromete o método. O desenvolvimento do modelo pode demandar muito tempo.
Tempo de desenvolvimento do método	moderado a longo	longo
Tempo de execução do método	curto a moderado	moderado a longo
Necessidade de atualizações de previsões	Método pode ser revisado em intervalos grandes de tempo.	Método pode ser revisado em intervalos grandes de tempo.
Necessidade de utilização de recursos matemáticos sofisticados	Um alto nível de conhecimento matemático/ estatístico é necessário.	Um alto nível de conhecimento matemático/ estatístico é necessário.
Necessidade de recursos computacionais	Recursos computacionais são essenciais.	Recursos computacionais são essenciais.
Custos de implementação e manutenção do método	Os custos dependem do tipo de análise dos especialistas, mas geralmente tem custo moderado.	Os custos dependem do tipo de análise do especialista, geralmente tem custo elevado.
Dados históricos disponíveis	Dados históricos detalhados são essenciais.	Dados históricos detalhados são essenciais.
Variabilidade das séries temporais	Trabalha a variabilidade efetivamente.	Trabalha a variabilidade efetivamente.
Mudanças nas decisões gerenciais são esperadas.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregar elas na previsão depende da experiência dos especialistas.	Pode incorporar mudanças, mas a facilidade em agregar elas na previsão depende da experiência dos especialistas.
Mudanças contextuais são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Incorpora bem as mudanças contextuais nas previsões.
Mudanças nas relações entre variáveis são esperadas	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.	Pode incorporar moderadamente mudanças se estas acompanharem tendências passadas.
Necessidade de previsões dos componentes da série temporal	Pode ser utilizado para previsões de componentes.	Pode ser utilizado para previsões de componentes.
Grau de acurácia	Muito acurado para previsões de curto e médio prazo.	Pode ser mais acurado para situações dinâmicas e previsões de longo prazo.
Capacidade de identificar mudanças de direção da demanda (<i>turning points</i>)	Pode antecipar <i>turning points</i> .	Sob condições dinâmicas o método é muito bom para identificar <i>turning points</i> .
Capacidade de incorporar prontamente mudanças de direção da demanda na previsão	Quando os <i>turning points</i> são identificados o método ajusta rapidamente a previsão.	Pode ajustar muito bem a previsão sob condições dinâmicas.

APÊNDICE C – Séries históricas da demanda em unidades dos produtos (ar-condicionado)
consolidados no mercado

PRODUTOS	10k	18k	30k		10k	18k	30k
PERÍODO				PERÍODO			
janeiro-00	5.749	1.957	1.183	janeiro-03	3.785	1.106	1.054
fevereiro-00	2.790	1.238	1.005	fevereiro-03	3.818	1.321	659
março-00	2.947	1.429	589	março-03	2.135	885	1.294
abril-00	2.204	1.033	630	abril-03	1.206	877	539
maio-00	1.977	877	509	maio-03	1.127	845	320
junho-00	1.762	1.024	391	junho-03	964	1.953	254
julho-00	1.897	747	463	julho-03	1.138	472	222
agosto-00	3.943	942	614	agosto-03	2.218	820	542
setembro-00	5.728	2.519	1.361	setembro-03	4.401	1.531	951
outubro-00	8.496	1.906	1.109	outubro-03	4.752	1.501	804
novembro-00	10.629	3.370	1.682	novembro-03	6.485	1.918	1.600
dezembro-00	8.273	2.905	1.763	dezembro-03	3.852	1.569	888
janeiro-01	6.558	1.643	1.168	janeiro-04	1.988	896	571
fevereiro-01	3.937	1.850	843	fevereiro-04	1.679	661	341
março-01	4.573	1.394	578				
abril-01	2.792	1.918	1.283				
maio-01	2.225	1.171	887				
junho-01	1.180	648	369				
julho-01	740	713	214				
agosto-01	1.778	964	483				
setembro-01	3.084	1.337	1.081				
outubro-01	3.204	1.758	606				
novembro-01	4.671	1.449	771				
dezembro-01	7.030	1.226	1.072				
janeiro-02	2.372	752	448				
fevereiro-02	3.420	1.090	714				
março-02	2.392	1.167	871				
abril-02	2.414	2.745	940				
maio-02	2.850	1.173	723				
junho-02	1.845	1.181	595				
julho-02	2.036	953	441				
agosto-02	3.874	1.395	783				
setembro-02	5.761	1.987	1.270				
outubro-02	8.443	3.163	957				
novembro-02	12.427	3.453	1.892				
dezembro-02	7.611	2.620	1.451				

APÊNDICE D – Séries históricas ajustadas da demanda em unidades dos produtos (ar condicionado) consolidados no mercado (3 últimos períodos compõem a série para teste)

PRODUTOS	10k	18k	30k		10k	12k	30k
PERÍODO				PERÍODO			
janeiro-00	5.749	1.957	1.183	janeiro-03	3.785	1.106	1.054
fevereiro-00	2.790	1.238	1.005	fevereiro-03	3.818	1.321	659
março-00	2.947	1.429	589	março-03	2.135	885	1.294
abril-00	2.204	1.033	630	abril-03	1.206	877	539
maio-00	1.977	877	509	maio-03	1.127	845	320
junho-00	1.762	1.024	391	junho-03	964	1.953	254
julho-00	1.897	747	463	julho-03	1.138	472	222
agosto-00	3.943	942	614	agosto-03	2.218	820	542
setembro-00	5.728	2.519	1.361	setembro-03	4.401	1.531	951
outubro-00	8.496	1.906	1.109	outubro-03	4.752	1.501	804
novembro-00	10.629	3.370	1.682	novembro-03	6.485	1.918	1.600
dezembro-00	8.273	2.905	1.763	dezembro-03	3.852	1.569	888
janeiro-01	6.558	1.643	1.168	janeiro-04	1.988	896	571
fevereiro-01	3.937	1.850	843	fevereiro-04	1.679	661	341
março-01	4.573	1.394	578				
abril-01	2.792	1.918	1.283				
maio-01	2.225	1.171	887				
junho-01	1.804	1.103	493				
julho-01	1.967	850	452				
agosto-01	3.909	1.169	699				
setembro-01	5.745	2.253	1.316				
outubro-01	8.470	2.535	1.033				
novembro-01	11.528	3.412	1.787				
dezembro-01	7.942	2.763	1.607				
janeiro-02	5.172	1.375	1.111				
fevereiro-02	3.878	1.586	751				
março-02	2.392	1.167	871				
abril-02	2.414	2.745	940				
maio-02	2.850	1.173	723				
junho-02	1.845	1.181	595				
julho-02	2.036	953	441				
agosto-02	3.874	1.395	783				
setembro-02	5.761	1.987	1.270				
outubro-02	8.443	3.163	957				
novembro-02	12.427	3.453	1.892				
dezembro-02	7.611	2.620	1.451				

APÊNDICE E – Série histórica da demanda em unidades dos medidores eletromecânicos monofásicos e polifásicos (6 últimos períodos compõem a série para teste)

PERÍODO	MONOFÁSICO	POLIFÁSICO
outubro-01	24.666	11.700
novembro-01	19.807	18.092
dezembro-01	40.197	23.351
janeiro-02	44.092	23.140
fevereiro-02	34.506	15.882
março-02	48.089	26.000
abril-02	60.462	27.481
maio-02	56.543	22.517
junho-02	62.714	21.336
julho-02	42.876	22.500
agosto-02	18.115	11.242
setembro-02	32.889	12.159
outubro-02	36.123	20.568
novembro-02	23.463	17.225
dezembro-02	9.900	15.321
janeiro-03	33.000	20.396
fevereiro-03	32.540	20.596
março-03	26.205	20.740
abril-03	38.448	22.516
maio-03	30.856	21.265
junho-03	18.588	20.935
julho-03	34.400	25.755
agosto-03	33.613	21.179
setembro-03	30.024	22.706
outubro-03	29.206	25.374
novembro-03	28.196	20.759
dezembro-03	8.866	13.156
janeiro-04	19.968	16.721
fevereiro-04	27.271	18.024
março-04	51.123	26.580
abril-04	37.885	21.418
maio-04	37.034	22.773
junho-04	40.235	26.259
julho-04	66.227	29.744
agosto-04	67.781	26.446
setembro-04	63.343	23.031
outubro-04	37.840	7.834
novembro-04	18.142	6.710
dezembro-04	19.942	21.582

APÊNDICE F – Roteiro de entrevista para pesquisa de campo

Apresentação

Esta pesquisa destina-se a fazer um levantamento de informações sobre a substituição de medidores eletromecânicos por medidores eletrônicos em consumidores residenciais, comerciais, industriais, rurais e outros. A partir dos dados obtidos neste levantamento, pretende-se aprimorar o sistema de previsão de vendas de medidores eletrônicos no mercado interno da Empresa X. Para que este estudo seja bem sucedido, é fundamental a colaboração da empresa pesquisada. Vale ressaltar que os dados referentes à empresa serão mantidos em sigilo e só serão divulgados mediante autorização da mesma. Quaisquer esclarecimentos necessários, favor entrar em contato com Fernando Lemos pelo telefone (51) 33164005 ou pelo e-mail ferlemos@producao.ufrgs.br.

Fique à vontade para fazer quaisquer sugestões ou comentários. Obrigado !

1. A empresa faz previsões de demanda de medidores eletrônicos de forma sistemática e estruturada? Sim Não

Como são feitas as previsões de demanda de medidores eletrônicos na empresa?

2. Com que frequência é realizada a previsão de demanda?

Quinzenal Mensal Bimestral Semestral Outra: _____

3. As previsões obtidas são de demanda:

Quinzenal Mensal Bimestral Semestral Outra: _____

4. Qual o horizonte de previsão normalmente considerado?

Mês Trimestre Semestre Ano Outro: _____

5. Utilizam Métodos estatísticos na previsão de demanda? Sim Não Por quê?

6. Dentre os métodos abaixo, quais são conhecidos? São efetivamente utilizados?

- | | |
|--------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------|
| <input type="checkbox"/> Média móvel | <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não |
| <input type="checkbox"/> Suavização Exponencial Simples | <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não |
| <input type="checkbox"/> Suavização Exponencial com tendência | <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não |
| <input type="checkbox"/> Suavização Exponencial com Sazonalidade | <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não |
| <input type="checkbox"/> Regressão Linear Simples | <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não |
| <input type="checkbox"/> Regressão Linear Múltipla | <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não |
| <input type="checkbox"/> Projeção com auto-correlação (ARIMA) | <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não |
| <input type="checkbox"/> Modelos Qualitativos baseados em consenso | <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não |
| <input type="checkbox"/> Outros modelos: _____ | <input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não |

7. Quais as dificuldades na utilização de Modelos Estatísticos na Previsão de demanda?

8. Utilizam software para previsão de demanda? Sim Não

Qual? Quando foi implantado? Quais razões que levaram à aquisição deste software?

9. Quais os indicadores de erro de previsão utilizados?

- Erro médio Erro percentual médio
 Erro absoluto médio Erro absoluto percentual médio
 Erro quadrático médio Visualização gráfica
 Outros: _____

10. Acredita que modelos de otimização e técnicas estatísticas podem contribuir para melhoria do processo de planejamento da produção em sua empresa? Por quê?

11. Qual é a capacidade instalada de produção de medidores eletrônicos?

12. A tabela abaixo apresenta uma comparação entre sistemas baseados em medição eletrônica, e os sistemas com medidores eletromecânicos.

Sistemas com medição eletrônica	Sistemas com medidores eletromecânicos
Várias grandezas no mesmo instrumento	Um instrumento para cada grandeza
Leituras instantâneas permitem o registro histórico de todas as grandezas elétricas	Valores precisam ser processados
Demanda e fator de potência instantâneos	Demanda e fator de potência projetados quando são instalados medidores de energia reativa
Leitura de tensão e corrente por fase	Não informa valores de tensões e correntes
Leituras de potência por fase (ativa, reativa e total)	Não informa valores de potência
Leituras de consumo acumulado (ativo e reativo)	Valores de consumo devem ser acumulados pelo sistema de gerenciamento
Consistência dos dados é total	Consistência pode ser quebrada por falta de energia nos diversos componentes do sistema
Leituras detalhadas auxiliam a conferência da ligação do próprio medidor	Requer muita experiência para garantir a correta ligação dos medidores
Menor número de componentes (apenas os medidores e gerenciador)	Vários componentes adicionais (emissores de pulsos, placas de entrada, etc.)
Maior confiabilidade e precisão (até 0,2%)	Partes móveis diminuem a precisão (entre 1 e 2%)
Calibração única	Necessidade de calibrações periódicas

Há alguma vantagem relevante de utilização do medidor eletrônico em relação ao eletromecânico que não foi citada?

13. Quanto ao preço em relação aos concorrentes os medidores eletrônicos da Empresa X são:

mais caros mais baratos praticamente o mesmo preço

Quanto mais caro ou mais barato?

14. Quanto ao custo de manutenção do medidor eletrônico em relação aos eletromecânicos, eles são:

mais altos mais baixos praticamente os mesmos

15. Qual a vida útil do medidor eletrônico?

16. Quais os principais fatores que afetam a demanda de medidores eletrônicos? Quais são as principais barreiras (econômicas, políticas, regulatórias do setor, tecnológicas, etc.) para a entrada destes medidores no mercado brasileiro?

17. Quais são os principais concorrentes no mercado interno de medidores eletrônicos?

18. Qual o potencial de mercado para os medidores eletrônicos? Qual a taxa atual de penetração de medidores eletrônicos no mercado interno?

19. O mercado de medidores eletrônicos na Europa está em fase de reestruturação, sendo estimado um aumento na participação de mercado de 19% até 2010, substituindo os medidores eletromecânicos à uma taxa média de 2,4% ao ano. Este aumento se deve pela utilização destes medidores no setor residencial, setor que utiliza medidores eletromecânicos. Esta tendência de mercado também é verificada no Brasil?

20. Os medidores eletrônicos substituirão os medidores eletromecânicos:

monofásicos polifásicos ambos

Qual a taxa de substituição anual esperada na classe residencial?

Monofásicos: ____ %

Polifásicos: _____ %

Justificativa (caso ache necessário):

21. Em uma condição muito favorável de mercado, qual seria a taxa de substituição anual esperada na classe residencial?

Monofásicos: ____ %

Polifásicos: _____%

Justificativa (caso ache necessário):

22. Em uma condição muito pouco favorável de mercado, qual seria a taxa de substituição anual esperada na classe residencial?

Monofásicos: ____ %

Polifásicos: _____%

Justificativa (caso ache necessário):

23. O custo/benefício dos medidores eletrônicos encoraja a substituição dos eletromecânicos?

Sim Não

24. Que fatores justificariam a substituição de medidores?

25. Nos próximos 5 anos haverá um aumento no consumo de medidores eletrônicos em detrimento aos medidores eletromecânicos?

Em qual Classe de consumidores este aumento vai acontecer?

Comercial Industrial Residencial Rural Outros

26. Em relação a demanda de medidores eletromecânicos, você acredita que no curto prazo, a demanda de medidores eletrônico será:

mais alta mais baixa praticamente a mesma

O quanto mais alta ou mais baixa? _____ %

27. As principais razões para a compra de medidores eletromecânicos são o preço em relação ao eletrônico, o qual custa entre 20 e 25% a mais que os eletromecânicos, e a disponibilidade de medidores mais robustos, com uma vida útil de 30 a 40 anos, duas vezes maior que a dos medidores eletrônicos. Mesmo com um aumento de custo na compra destes medidores grandes mercados como Escandinávia, Reino Unido, França e Itália têm substituído sistematicamente os medidores eletromecânicos por medidores eletrônicos. Na Itália serão instalados mais de 20 milhões de medidores eletrônicos em residências até o final de 2005. No Brasil a tendência é a mesma observada no mercado Europeu? Sim Não Por quê?

Identificação: Para facilitar futuros contatos e esclarecimento de dúvidas.

Nome:

Cargo:

Telefone:

e-mail:

APÊNDICE G – Respostas dos entrevistados na primeira rodada de aplicação do DELPHI

1. A tabela abaixo apresenta uma comparação entre sistemas baseados em medição eletrônica, e os sistemas com medidores eletromecânicos.

Sistemas com medição eletrônica	Sistemas com medidores eletromecânicos
Várias grandezas no mesmo instrumento	Um instrumento para cada grandeza
Leituras instantâneas permitem o registro histórico de todas as grandezas elétricas	Valores precisam ser processados
Demanda e fator de potência instantâneos	Demanda e fator de potência projetados quando são instalados medidores de energia reativa
Leitura de tensão e corrente por fase	Não informa valores de tensões e correntes
Leituras de potência por fase (ativa, reativa e total)	Não informa valores de potência
Leituras de consumo acumulado (ativo e reativo)	Valores de consumo devem ser acumulados pelo sistema de gerenciamento
Consistência dos dados é total	Consistência pode ser quebrada por falta de energia nos diversos componentes do sistema
Leituras detalhadas auxiliam a conferência da ligação do próprio medidor	Requer muita experiência para garantir a correta ligação dos medidores
Menor número de componentes (apenas os medidores e gerenciador)	Vários componentes adicionais (emissores de pulsos, placas de entrada, etc.)
Maior confiabilidade e precisão (até 0,2%)	Partes móveis diminuem a precisão (entre 1 e 2%)
Calibração única	Necessidade de calibrações periódicas

Há alguma vantagem relevante de utilização do medidor eletrônico em relação ao eletromecânico que não foi citada?

DISTRIBUIDORA A:	Linearidade do erro de medição em toda faixa de medição; Possibilidade de implementação da telemetria; e Controle e combate à fraude.
DISTRIBUIDORA B:	Geração de arquivo com memória de massa (curva de carga); Operação remota; e Sensibilidade a pequenas cargas.
EMPRESA FORNECEDORA:	Recursos anti-fraude.

2. Quais os principais fatores que afetam a demanda de medidores eletrônicos? Quais são as principais barreiras (econômicas, políticas, regulatórias do setor, tecnológicas, etc.) para a entrada destes medidores no mercado brasileiro?

DISTRIBUIDORA A: Custos versus Robustez.

DISTRIBUIDORA B: Os principais fatores são preço (muito alto) e desconhecimento da vida útil dos medidores eletrônicos em situações reais. Os medidores eletromecânicos possuem vida útil de 25 anos. Outro fator não menos importante é a falta de um regulamento técnico metrológico, definido pelos organismos oficiais nacional (ABNT / INMETRO) que permita certificar/homologar *hardware* e *software* relacionados a medição eletrônica.

EMPRESA FORNECEDORA: O conservadorismo dos nossos clientes, devido ao fato de não terem experiência em larga escala com o medidor eletrônico. Para os clientes seria trocar o certo pelo duvidoso. Por isso que atualmente trabalhamos nichos específicos de mercado.

3. Qual o potencial de mercado para os medidores eletrônicos? Qual a taxa atual de penetração de medidores eletrônicos no mercado interno?

DISTRIBUIDORA A: O potencial de mercado será grande. Atualmente a Distribuidora A tem menos de 0,5% dos consumidores com medidor eletrônico.

DISTRIBUIDORA B: O futuro é dos medidores eletrônicos. Na Distribuidora B a política de substituição de medidores limita-se a troca de medidores eletromecânicos por eletrônicos quando da falha ou retirada por obsolescência dos eletromecânicos - 60.000 medidores/ano. O crescimento vegetativo também será suprido por medidores eletrônicos - 250.000 medidores/ano.

EMPRESA FORNECEDORA: Acreditamos em 70 ou 80.000 medidores/ano como total. Valor não expressivo, considerando que o mercado do medidor eletromecânico é de 2.000.000 medidores/ano.

4. O mercado de medidores eletrônicos na Europa está em fase de reestruturação, sendo estimado um aumento na participação de mercado de 19% até 2010, substituindo os medidores eletromecânicos à uma taxa média de 2,4% ao ano. Este aumento se deve pela utilização destes medidores no setor residencial, setor que utiliza medidores eletromecânicos. Esta tendência de mercado também é verificada no Brasil?

DISTRIBUIDORA A:	Acredito que uma taxa de 3% ao ano é possível no Brasil, pois o crescimento de unidades consumidoras (população) deve ser maior que no mercado Europeu.
DISTRIBUIDORA B:	Sim Pelos recursos disponíveis na Europa, acho esta taxa muito baixa. Não é maior porque o medidor eletromecânico não é um problema tão grande assim. As perdas não técnicas decorrente da utilização de medidores eletromecânicos são muito pequenas quando comparadas a outros fatores como, por exemplo, a fraude no sistema de medição.
EMPRESA FORNECEDORA:	Não concordo, pois os mercados são totalmente diferentes. Mas a substituição deverá acontecer rapidamente, pois a diferença de preço entre eletrônicos e eletromecânico não é tão grande, além do valor agregado nos eletrônicos.

5. Os medidores eletrônicos substituirão os medidores eletromecânicos:

monofásicos polifásicos ambos

Qual a taxa de substituição anual esperada na classe residencial?

Monofásicos: ____ %

Polifásicos: _____ %

Justificativa (caso ache necessário):

DISTRIBUIDORA A:	Ambos Taxa de substituição de monofásicos: 3% Taxa de substituição de polifásicos: 3% A taxa de substituição estará atrelada ao crescimento vegetativo já que os medidores existentes não serão descartados.
------------------	-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

DISTRIBUIDORA B:	<p>Ambos</p> <p>Taxa de substituição de monofásicos: 4%</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 1%</p> <p>A Distribuidora B possui 5,5 milhões de medidores instalados, trocando anualmente de 200.000 a 300.000 medidores.</p>
EMPRESA FORNECEDORA:	<p>Polifásicos</p> <p>Taxa de substituição de monofásicos: -</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 10%</p> <p>Inicialmente acreditamos que a substituição será no medidor polifásico com tendência da sua totalidade. O monofásico ainda é uma incógnita.</p>

6. Em uma condição muito favorável de mercado, qual seria a taxa de substituição anual esperada na classe residencial?

Monofásicos: ____ %

Polifásicos: _____%

DISTRIBUIDORA A:	<p>Taxa de substituição de monofásicos: 4,5%</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 4,5%</p> <p>A taxa pode ser maior pois não estou incluindo os medidores avariados, que numa condição muito favorável provavelmente não compensaria o custo do conserto.</p>
DISTRIBUIDORA B:	<p>Taxa de substituição de monofásicos: 100%</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 100%</p> <p>Estamos falando de 550.000 medidores, o que representa 2.500 medidores/dia útil, o que provocaria um impacto muito grande nas equipes de atendimento.</p>
EMPRESA FORNECEDORA:	<p>Taxa de substituição de monofásicos: 50%</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 100%</p> <p>Inicialmente acreditamos que a substituição será no medidor polifásico com tendência da sua totalidade 100%. O monofásico ainda é uma incógnita.</p>

7. Em uma condição muito pouco favorável de mercado, qual seria a taxa de substituição anual esperada na classe residencial?

Monofásicos: ____ %

Polifásicos: _____%

Justificativa (caso ache necessário):

DISTRIBUIDORA A:	Taxa de substituição de monofásicos: 1% Taxa de substituição de polifásicos: 2% Aumento na recuperação de medidores e a permanência em uso de medidores considerados obsoletos porém funcionando dentro de valores aceitos.
DISTRIBUIDORA B:	Taxa de substituição de monofásicos: 1% Taxa de substituição de polifásicos: 0,5%
EMPRESA FORNECEDORA:	Taxa de substituição de monofásicos: 0% Taxa de substituição de polifásicos: 5%

8. O custo/benefício dos medidores eletrônicos encoraja a substituição dos eletromecânicos?

Sim Não

DISTRIBUIDORA A:	Não
DISTRIBUIDORA B:	Não
EMPRESA FORNECEDORA:	Sim

9. Que fatores justificariam a substituição de medidores?

DISTRIBUIDORA A:	Custo/benefício favorável; e Exigência de tarifação diferenciada (para aqueles consumidores que ainda não tem).
DISTRIBUIDORA B:	Telemetria; Combate à fraude; e Condomínios Verticais.
EMPRESA FORNECEDORA:	Pelos alto valor agregado do medidor; Medição de outras grandezas; e Características antifraude.

10. Nos próximos 5 anos haverá um aumento no consumo de medidores eletrônicos em detrimento aos medidores eletromecânicos?

DISTRIBUIDORA A:	É uma tendência natural (evolução tecnológica) o aumento no consumo de medidores eletrônicos.
DISTRIBUIDORA B:	Case Distribuidora B: A meta é adquirir somente medidores eletrônicos, a menos que os fornecedores não tenham condições de suprir nossa demanda como em 2004.
EMPRESA FORNECEDORA:	Sim, principalmente no medidor polifásico. Acreditamos que em 4/5 anos não deverá acontecer nada muito significativo em relação aos monofásicos no Brasil.

Em qual Classe de consumidores este aumento vai acontecer?

Comercial Industrial Residencial Rural Outros

DISTRIBUIDORA A:	Comercial Industrial Residencial
DISTRIBUIDORA B:	Comercial Industrial Residencial
EMPRESA FORNECEDORA:	Comercial Industrial Residencial

11. Em relação a demanda de medidores eletromecânicos, você acredita que no curto prazo, a demanda de medidores eletrônicos será:

mais alta mais baixa praticamente a mesma

O quanto mais alta ou mais baixa? _____ %

DISTRIBUIDORA A:	mais baixa 96% menor
DISTRIBUIDORA B:	mais baixa -----
EMPRESA FORNECEDORA:	mais baixa -----

12. As principais razões para a compra de medidores eletromecânicos são o preço em relação ao eletrônico, o qual custa entre 20 e 25% a mais que os eletromecânicos, e a disponibilidade de medidores mais robustos, com uma vida útil de 30 a 40 anos, duas vezes maior que a dos medidores eletrônicos. Mesmo com um aumento de custo na compra destes medidores grandes mercados como Escandinávia, Reino Unido, França e Itália têm substituído sistematicamente os medidores eletromecânicos por medidores eletrônicos. Na Itália serão instalados mais de 20 milhões de medidores eletrônicos em residências até o final de 2005. No Brasil a tendência é a mesma observada no mercado Europeu? Sim Não Por quê?

DISTRIBUIDORA A:	<p>Não</p> <p>O custo para o conserto de um medidor eletromecânico no Brasil é muito menor que na Europa (onde a mão-de-obra é muito cara), e pelo fato de ainda sermos um país pobre onde esta substituição significa muito investimento.</p>
DISTRIBUIDORA B:	<p>Sim</p> <p>A oferta de medidores eletromecânico tende a diminuir na medida em que os medidores eletrônicos se mostrem confiáveis (taxa de falha ainda é muito alta - 10 a 15% ao ano). As limitações não são só financeiras, mas também de capacidade das equipes para substituição em campo.</p>
EMPRESA FORNECEDORA:	<p>Sim</p> <p>Tem que se tomar muito cuidado com esta afirmação. A tendência a longo prazo poderá ser a mesma mas as razões são totalmente diferentes, porque os produtos/custos também são muitos diferentes.</p>

APÊNDICE H – Respostas dos entrevistados na segunda rodada de aplicação do DELPHI

1. O mercado de medidores eletrônicos na Europa está em fase de reestruturação, sendo estimado um aumento na participação de mercado de 19% até 2010, substituindo os medidores eletromecânicos à uma taxa média de 2,4% ao ano. Este aumento se deve pela utilização destes medidores no setor residencial, setor que utiliza medidores eletromecânicos. Esta tendência de mercado também é verificada no Brasil?

DISTRIBUIDORA A: Acredito que a taxa de 2,4% ao ano pode ser utilizada.

DISTRIBUIDORA B: No máximo uma taxa de 1% ao ano, pelo menos em um curto espaço de tempo.

EMPRESA Sim

FORNECEDORA: Mantenho a resposta da primeira rodada.

2. Os medidores eletrônicos substituirão os medidores eletromecânicos:

monofásicos polifásicos ambos

Qual a taxa de substituição anual esperada na classe residencial?

Monofásicos: ____ %

Polifásicos: _____%

Justificativa (caso ache necessário):

DISTRIBUIDORA A:	<p>Ambos</p> <p>Taxa de substituição de monofásicos: 3,5%</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 3%</p> <p>Para os monofásicos o valor médio pode ser considerado, mas para o polifásico mantenho a estimativa anterior.</p>
DISTRIBUIDORA B:	<p>Ambos</p> <p>Taxa de substituição de monofásicos: 3,5%</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 3%</p> <p>Utilizar a média para o monofásico. Para o polifásico considero a média e a estima da empresa.muito altas. O valor estimado pela empresa A pode ser considerado.</p>
EMPRESA FORNECEDORA:	<p>Taxa de substituição de monofásicos: 3,5%</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 4,7%</p> <p>As taxas médias dos mono e polifásicos podem ser consideradas como valores iniciais.</p>

3. Em uma condição muito favorável de mercado, qual seria a taxa de substituição anual esperada na classe residencial?

Monofásicos: ____ %

Polifásicos: _____%

Justificativa (caso ache necessário):

DISTRIBUIDORA A:	<p>Taxa de substituição de monofásicos: 51,50%</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 68,2%</p> <p>Considero que as médias podem ser utilizadas, mas para previsões de longo prazo.</p>
DISTRIBUIDORA B:	<p>Taxa de substituição de monofásicos: 100%</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 100%</p> <p>Mantenho respostas anteriores</p>
EMPRESA FORNECEDORA:	<p>Taxa de substituição de monofásicos: 50%</p> <p>Taxa de substituição de polifásicos: 100%</p> <p>O monofásico ainda é uma incógnita.</p>

4. Em uma condição muito pouco favorável de mercado, qual seria a taxa de substituição anual esperada na classe residencial?

Monofásicos: ____ %

Polifásicos: _____%

Justificativa (caso ache necessário):

DISTRIBUIDORA A:

Taxa de substituição de monofásicos: 1%

Taxa de substituição de polifásicos: 2%

DISTRIBUIDORA B:

Taxa de substituição de monofásicos: 1%

Taxa de substituição de polifásicos: 2,5%

EMPRESA

FORNECEDORA:

Taxa de substituição de monofásicos: 1%

Taxa de substituição de polifásicos: 2,5%

Para o monofásico vou considerar os valores dos outros participantes e para os polifásicos a média apresentada.